

Análisis estadístico de la Pokédex nacional

Jorge Ruiz López

2025-01-23

Análisis estadístico de la Pokédex nacional

Jorge Ruiz López

2025-01-23

Índice

1. Introducción y contexto
2. Estudio inicial de los datos
 - 2.1. Lectura, análisis y limpieza del dataset
 - 2.2. Estudio global de los datos
 - 2.3. Estudio de los datos por grupos
3. Análisis de componentes principales
 - 3.1. Cálculo de las componentes principales
 - 3.2. Análisis de las componentes principales
4. Análisis cluster
 - 4.1. Introducción y consideraciones previas
 - 4.2. Caso práctico
 - 4.3. Conclusiones
5. Regresión Logística/Multinomial
 - 5.1. Tratamiento de los datos
 - 5.2. Entrenamiento del modelo
 - 5.3. Validación del modelo
6. Conclusiones

1. Introducción y contexto

En el presente documento, analizaremos exhaustivamente el conjunto de datos en cuestión es una versión en formato CSV de la base de datos relacional que contiene los datos de 1025 especies de Pokémon (criaturas de la franquicia de videojuegos homónima). Aplicaremos sobre él diversas técnicas de análisis multivariante.

Para cada observación de una especie de Pokémon, nuestro dataset ofrece información sobre 14 variables. Debido a las distintas naturalezas de las características observables en un Pokémon, vamos a dividir las en dos grupos:

- Características descriptivas - Todas son de tipo `chr` (cadenas de texto) excepto el `id`:
 - `pokemon_id`: Identificador único para cada Pokémon, correspondiente con su número en la Pokédex global (donde se recoge la información oficial de todos los Pokémon que existen, y podemos encontrarla en el sitio web oficial de la franquicia: <https://www.pokemon.com/es/pokedex>).
 - `name`: Nombre oficial de cada Pokémon, único para cada uno.
 - `primary_type`: Tipo principal del Pokémon. Todos tienen uno, y puede tomar un valor de 18 distintos.
 - `secondary_type`: Tipo secundario del Pokémon. No siempre es aplicable (hay Pokémon que son puramente de un tipo), y puede tomar los mismos valores que el principal.
 - `first_appearance`: Juego en el que el Pokémon apareció por primera vez (p.e: “Red/Blue” refiriéndose a las primeras entregas antes comentadas).
 - `generation`: Generación a la que el Pokémon pertenece, de las 9 comentadas anteriormente.
 - `category`: Categoría del Pokémon (hay 5 posibles de más común a más raro: “regular”, “legendary”, “mythical” o singulares, “ultra beast” o “ultraentes”, y “paradox” o “paradoja”). La categoría de ultraente sólo está disponible a partir de la séptima generación, y la “paradox” es exclusiva de la última.
- Estadísticas numéricas (`int`):

- **total_base_stats**: Suma de estadísticas del Pokémon. Para cada uno, es la suma de las otras 6 variables.
- **hp**: “Hit points” (puntos de salud), daño que un Pokémon puede recibir antes de debilitarse.
- **attack**: Puntos de daño que inflige un ataque básico del Pokémon.
- **defense**: Defensa básica del Pokémon (resistencia a ataques básicos).
- **special_attack**: Puntos de daño que inflige el Pokémon con su ataque especial.
- **special_defense**: Defensa del Pokémon ante ataques especiales.
- **speed**: Velocidad del Pokémon.

Objetivos:

Merece la pena mencionar que la franquicia de Pokémon se ha expandido más allá de las consolas de videojuegos. Podemos recordar fenómenos globales como el célebre “Pokémon Go”; o el juego de cartas coleccionables, cuyo mercado mueve una gran cantidad de dinero. El análisis que realizaremos en base a todas estas estadísticas busca ser de utilidad para:

- Planificar una buena estrategia en los combates Pokémon. Adquirir maestría en ellos depende en gran medida de la estrategia que desarrollemos en base a nuestro conocimiento del juego. Demostraremos que la estadística es una herramienta poderosísima para obtener buenos resultados, aún sin conocimientos previos del campo.
- Decidir qué Pokémon es mejor atrapar o conseguir para formar nuestro equipo.
- Fines lúdicos, de forma que los fans de la franquicia puedan disfrutar el análisis y quizás ampliar su conocimiento del universo Pokémon.

Fuentes:

El dataset ha sido obtenido de la plataforma “Kaggle”, ampliamente conocida entre los científicos de datos y profesionales del Machine Learning. Se puede acceder a él desde este enlace: <https://www.kaggle.com/datasets/pauloarayasantiago/pokemon-stats-across-generations-and-typings>.

Investigando un poco sobre de dónde se han obtenido estos datos para presentarlos de forma más organizada en el CSV, vemos que vienen de la API (interfaz de programación de aplicaciones) de tipo REST “PokéAPI” (<https://pokeapi.co/>). En ella, podemos encontrar todos los datos oficiales de la franquicia, con información completamente actualizada, a través de distintos tipos de consultas.

2. Estudio inicial de los datos

2.1. Lectura, análisis y limpieza del dataset

Comenzamos leyendo el fichero de datos y observando que el formato coincide con el descrito:

```
'data.frame': 1025 obs. of 14 variables:
 $ pokemon_id      : int  1 2 3 4 5 6 7 8 9 10 ...
 $ name            : chr  "bulbasaur" "ivysaur" "venusaur" "charmander" ...
 $ primary_type    : chr  "grass" "grass" "grass" "fire" ...
 $ secondary_type  : chr  "poison" "poison" "poison" "" ...
 $ first_appearance : chr  "red/blue" "red/blue" "red/blue" "red/blue" ...
 $ generation      : chr  "gen 1" "gen 1" "gen 1" "gen 1" ...
 $ category        : chr  "regular" "regular" "regular" "regular" ...
 $ total_base_stats: int  318 405 525 309 405 534 314 405 530 195 ...
 $ hp              : int  45 60 80 39 58 78 44 59 79 45 ...
 $ attack          : int  49 62 82 52 64 84 48 63 83 30 ...
 $ defense         : int  49 63 83 43 58 78 65 80 100 35 ...
 $ special_attack  : int  65 80 100 60 80 109 50 65 85 20 ...
 $ special_defense : int  65 80 100 50 65 85 64 80 105 20 ...
 $ speed           : int  45 60 80 65 80 100 43 58 78 45 ...
```

Vemos que el primer Pokémon en la Pokédex es Bulbasaur, de tipo planta y veneno, de la primera generación, y con una suma de estadísticas de 318 puntos. Antes de nada, vamos a limpiar el dataset para considerar 11 variables en vez de 14. Eliminaremos las variables: `pokemon_id` (inferible a partir del índice del Pokémon en el dataframe), `secondary_type` (nos centraremos en un sólo tipo), y `first_appearance` (no aporta información relevante al estudio).

Además del nombre, que sabemos que es único para cada Pokémon, nos interesa saber cuántos valores posibles toman el resto de variables de tipo `chr`.

Tipos:

```
[1] "grass"    "fire"     "water"    "bug"      "normal"   "poison"
[7] "electric" "ground"   "fairy"    "fighting" "psychic"  "rock"
[13] "ghost"    "ice"      "dragon"   "dark"     "steel"    "flying"
```

Generaciones:

```
[1] "gen 1" "gen 2" "gen 3" "gen 4" "gen 5" "gen 6" "gen 7" "gen 8" "gen 9"
```

Categorías:

```
[1] "regular"      "legendary"    "mythical"     "ultra beast" "paradox"
```

Vemos ya desde el principio que hay 3 variables que pueden ser categóricas, y nos pueden servir para realizar estudios agrupando los Pokémon por tipo, generación o categoría.

2.2. Estudio global de los datos

Antes de agrupar, vamos a resumir las principales características de nuestro dataset de forma global, considerando por igual todas las observaciones. Nos centraremos en las variables numéricas, pudiendo dar el valor de las principales medidas descriptivas (daremos el rango (min , max) y la media).

	media	min	max
total_base_stats	427.68683	175	720
hp	70.18439	1	255
attack	77.52195	5	181
defense	72.50732	5	230
special_attack	70.08098	10	173
special_defense	70.20585	20	230
speed	67.18634	5	200

Podemos ver que las escalas son similares, excepto la de la variable `total_base_stats` (“total” a partir de ahora para abreviar), lo cual tiene sentido ya que esta es la suma de las otras 6 en cada fila. Los valores medios de todas las variables (excepto “total”) son cercanos (entre 65 y 75). No obstante, podemos ver que las 7 variables toman valores en rangos muy amplios.

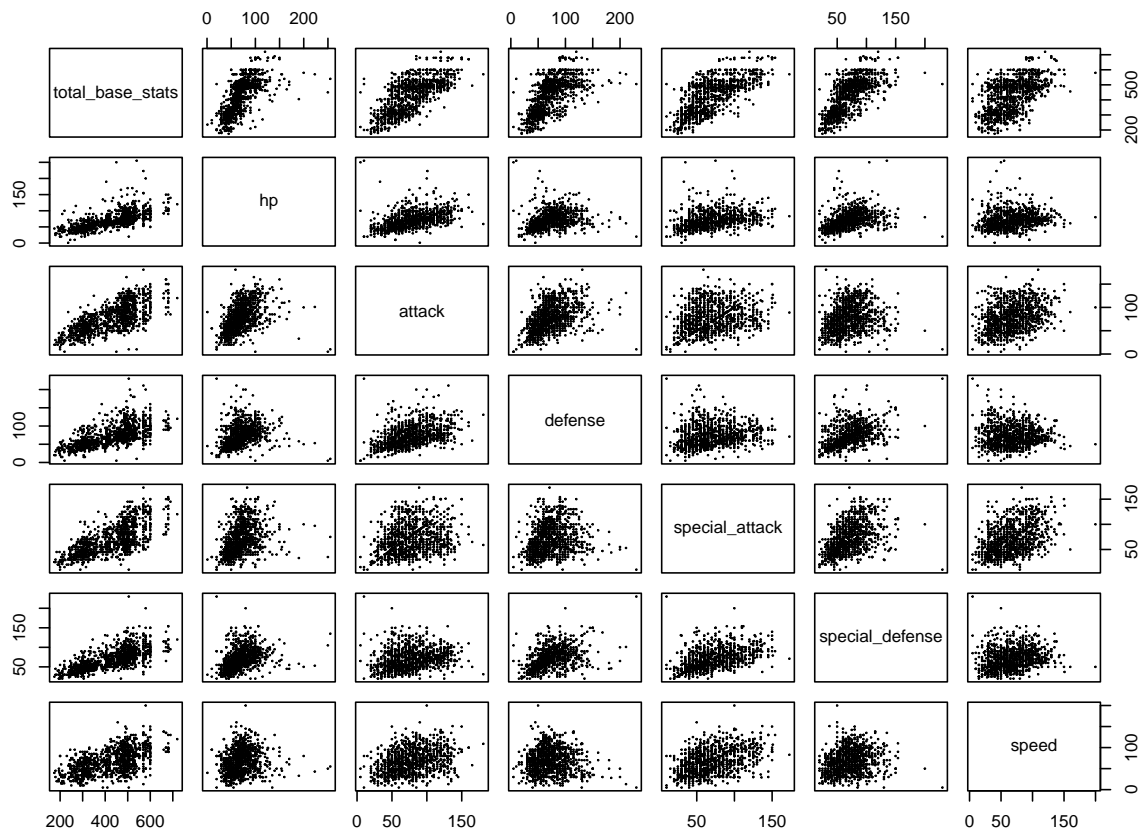
Calculamos también la matriz de covarianzas muestrales:

12717.239	2003.5168	2399.3687	2078.944188	2345.0771	2096.8819	1793.450015
2003.517	709.2130	377.6468	233.213005	284.0368	261.8429	137.564240
2399.369	377.6468	886.9998	406.084556	248.9850	179.4051	300.247370
2078.944	233.2130	406.0846	857.726753	182.4999	392.6523	6.767678
2345.077	284.0368	248.9850	182.499895	879.6194	389.5360	360.399935
2096.882	261.8429	179.4051	392.652301	389.5360	709.6539	163.791682
1793.450	137.5642	300.2474	6.767678	360.3999	163.7917	824.679110

Y la matriz de correlaciones:

1.0000000	0.6671265	0.7143957	0.6294655	0.7011538	0.6979982	0.5537967
0.6671265	1.0000000	0.4761412	0.2990129	0.3596159	0.3690873	0.1798766
0.7143957	0.4761412	1.0000000	0.4655649	0.2818799	0.2261257	0.3510548
0.6294655	0.2990129	0.4655649	1.0000000	0.2101071	0.5032808	0.0080468
0.7011538	0.3596159	0.2818799	0.2101071	1.0000000	0.4930341	0.4231504
0.6979982	0.3690873	0.2261257	0.5032808	0.4930341	1.0000000	0.2141046
0.5537967	0.1798766	0.3510548	0.0080468	0.4231504	0.2141046	1.0000000

Se aprecia que las escalas (varianzas) son, en general, similares, exceptuando la variable “total”. La matriz de correlaciones puede ir acompañada del gráfico de correlaciones. Empleando ambos, podremos dar información sobre las relaciones de dependencia entre las variables.

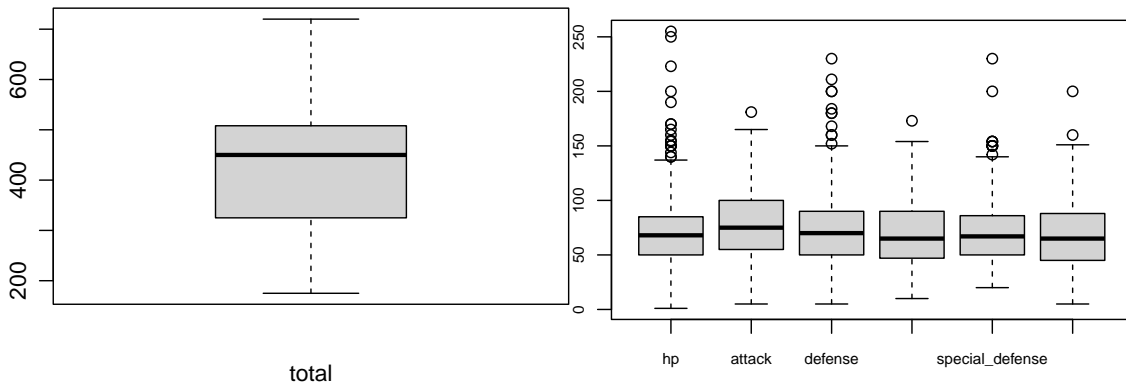


Observamos que todas las variables, en caso de relacionarse, lo hacen de forma positiva. Esto viene sustentado también por la matriz de correlaciones de arriba (todas las entradas positivas). También hay algunas variables incorreladas o con muy poca correlación.

Encontramos las correlaciones más fuertes entre todas las variables a partir de hp (exceptuando quizás speed) con la variable “total”. Podemos ver que la tendencia en estas gráficas es la más creciente y los puntos están más condensados que en el resto. Esto tiene sentido, ya que “total” es una variable calculada a partir de la suma de las otras 6, por lo que es de esperar que su dependencia de ellas sea media/alta. Destaca la correlación casi nula entre las variables defense y speed, pudiendo considerarse incorreladas.

Parece haber varios atípicos respecto a la normal en todos (observaciones que no siguen el comportamiento esperado según lo que es habitual). Aunque a simple vista no parece que haber diferencias claras de grupos, quizás podríamos trazar una separación entre un grupo mayoritario, y una minoría que queda por arriba en algunas variables (apartado 2.3).

Podemos hacer también los diagramas de caja-bigotes. Como “total” toma valores más altos que las demás al ser la suma, la hacemos por separado (su escala es muy distinta de las demás).



En el de la derecha, las variables están en el siguiente orden: hp, attack, defense, special_attack, special_defense, speed (se podría poner más grande para que se vieran todas, pero hay algunas con nombre muy largo y nos saldrían gráficas demasiado grandes). Percibimos varios atípicos respecto de la normal, que se consideran raros “por arriba”. El hecho de que no haya atípicos en “total” (según el diagrama de caja) tiene sentido, ya que estamos hablando de criaturas de un videojuego. Para que funcione, este debe estar balanceado. Un atípico en “total” evidenciaría la existencia de un Pokémon notablemente mejor o peor que todos los demás (rompería el juego). Además, vemos que la escala de “total” es muy diferente a la del resto de variables, que son similares en cuanto a escala (como habíamos dicho observando las varianzas).

Vemos que el equilibrio global suele conseguirse ya que los Pokémon que destacan por tener un atributo demasiado alto, suelen estar compensados teniendo el resto más bajos. Por ejemplo, si estudiamos cuál es el Pokémon con mayor hp, es decir, el atípico de más arriba en el correspondiente diagrama:

	name	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
242	blissey	540	255	10	10	75	135	55

Se trata de Blissey. Este Pokémon no destaca en “total” (está ligeramente por encima de la media); y detectamos que su ataque y defensa son nefastos, 5 puntos por encima del mínimo. Viendo el Pokémon que es atípico para la variable attack:

	name	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
798	kartana	570	59	181	131	59	31	109

Es Kartana, que tiene un ataque excepcional, una defensa buena, pero un hp muy bajo, consiguiendo así que no haya atípicos en “total”.

Por último, podemos calcular las distancias de Mahalanobis para cada observación. Así, obtendremos una medida fiable de los Pokémon más raros en cuanto a lejanía respecto de la media.

	name	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
113	chansey	450	250	5	5	35	105	50
242	blissey	540	255	10	10	75	135	55
213	shuckle	505	20	10	230	10	230	5

El de mayor distancia (superior a 100) es Chansey (forma base/prevolución de Blissey), por lo que podemos calificarlo como el Pokémon más raro en estos términos. Es decir, podría considerarse un valor atípico dentro de la muestra de Pokémon que tenemos en general. Puede ser porque, a pesar de que en “total” se encuentra muy próximo a la media, esta puntuación se obtiene por un desbalanceo en el resto de estadísticas. Su variable hp toma un valor raro por arriba (5 puntos por debajo del máximo); y variables como attack o defense toman valores extremadamente pequeños (los mínimos, según el resumen de arriba).

Los otros dos más raros son el propio Blissey y Shuckle. En el caso de Blissey, su rareza puede explicarse de la misma forma que la de Chansey, ya que hemos visto antes que es el Pokémon con hp más alto. Shuckle también está desbalanceado en sus estadísticas debido a que toma valores extremadamente bajos en variables como hp, ataque, ataque especial o velocidad; y los valores más altos posibles en defensa y defensa especial (se consideraría un atípico en estas variables).

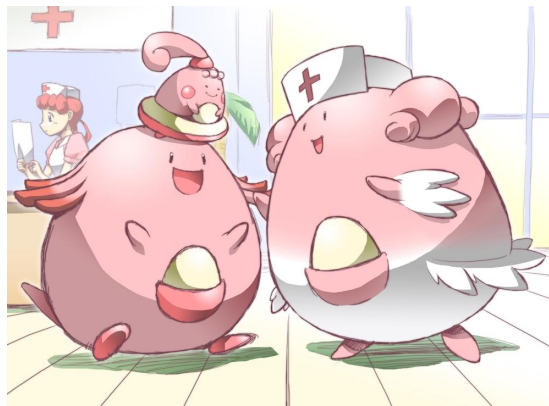
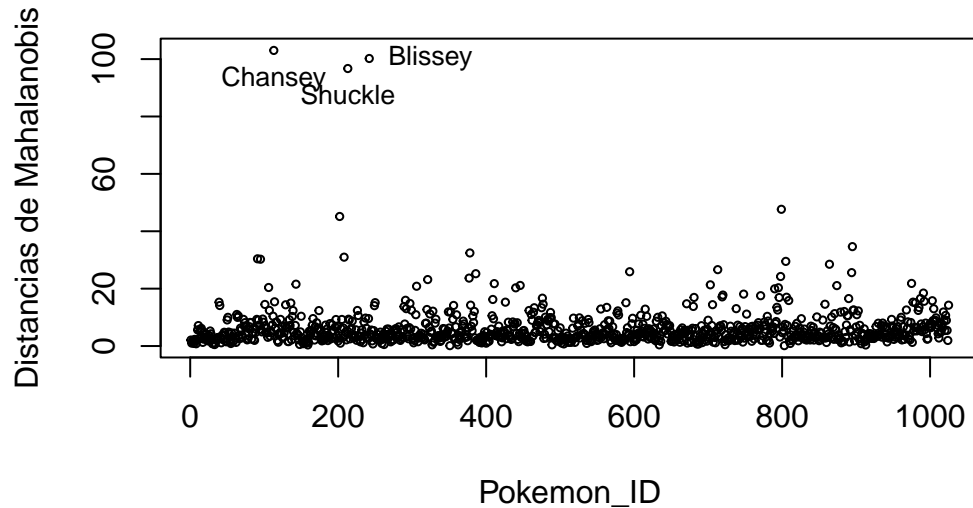


Figure 1: Chansey (izquierda) y su evolución, Blissey (derecha), Pokémon que destacan por su altos valores de hp (salud), y, por tanto, en el mundo Pokémon se asocian con hospitales y suelen acompañar a enfermeras.

Terminamos representando gráficamente estas distancias y etiquetando a Chansey, Blissey y Shuckle como observaciones más raras.



Vemos además que la enorme mayoría de Pokémon pueden considerarse “normales”, cercanos a la media según la distancia de Mahalanobis. Hay algunas observaciones medianamente raras (con distancias entre 20 y 60); y los tres Pokémon estudiados por separado son extremadamente raros.

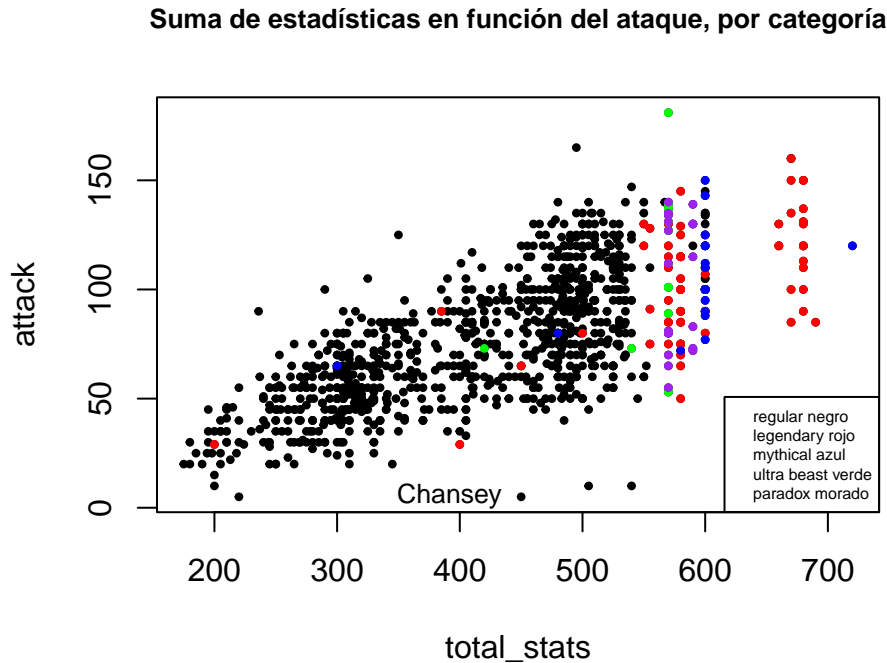
2.3. Estudio de los datos por grupos

Una vez hemos estudiado los datos sin agrupar, podemos agruparlos en base a alguna de las variables categóricas antes mencionadas. Recordemos que estas eran generación, tipo y categoría.

Quizás lo más interesante sea recurrir a los gráficos de correlaciones del apartado anterior. Recordemos que gráficos como el de las variables “total” y “attack” parecían apuntar a la existencia de un grupo reducido con características especialmente buenas.

Como curiosidad, recordemos que, en el análisis global, nos salía que Chansey era el Pokémon más “raro” (lejano a la media), por su hp extremadamente alto y un ataque y defensas extremadamente bajos. Podemos etiquetarlo en este gráfico, para ver que sigue siendo un valor raro dentro de los comunes (su ataque no es el que se esperaría de un Pokémon con un “total” de 450).

```
<environment: R_GlobalEnv>
```



Vemos que nuestra hipótesis parece correcta, y hemos elegido aparentemente bien la variable categórica. El razonamiento ha sido que, en el caso de existir algún grupo reducido de Pokémon poderosos, deberían ser mucho más difíciles de conseguir. Aquí entran en juego las categorías, ya que los Pokémon legendarios, singulares, ultraentes... son mucho más raros en general que los comunes. Aunque la diferenciación entre Pokémon comunes y de otras categorías sí es bastante clara (obviando unos pocos que se mezclan), vemos que los legendarios, singulares, etc. se solapan en algunos puntos.

Con la información extraída del gráfico de correlación de ambas variables, afirmamos:

- Hay muchos más Pokémon comunes que legendarios. Los más raros son los ultraentes, de los cuales solo hay unas pocas observaciones. Esta información es aplicable a la totalidad del dataset, para todas las variables.
- Todos los singulares se concentran en valores de “total” alrededor de 600, y ataques bastante variados. No obstante, hay dos observaciones que se alejan mucho de esta cifra y quedan muy por debajo; y una que queda bastante por encima, coronándose como el Pokémon con mejores características globales. Veamos cuál es:

	name	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
493	arceus	720	120	120	120	120	120	120

- Vemos que el Pokémon singular que destaca es Arceus, el “dios” de los Pokémon en los juegos. Esto, junto con su categoría de Pokémon “mítico”, explica por qué destaca como el mejor globalmente (todas sus estadísticas son bastante altas, pero no llegan tampoco a destacar individualmente, como vemos

también en el valor de “attack” asociado a su valor en “total”, que está alrededor del centro). El Pokémon con más ataque es un ultraente (coloreado en verde).



Figure 2: Carta especial de Arceus en el juego de cartas coleccionables de Pokémon (expansión Star Birth). Se representa como el concepto de deidad creadora en el que está basado. Se puede encontrar en Amazon por más de 180€ en castellano.

- Los valores atípicos por abajo de estas categorías (Pokémon “poderosos”) pueden deberse a que existen Pokémon que, a pesar de pertenecer a una categoría elevada, son “formas base” (que evolucionan a Pokémon con mejores características), por lo que sus estadísticas no son especialmente altas. Por ejemplo, veamos cuál es el ultraente que aparece entre los Pokémon comunes en el gráfico:

	name	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
803	poipole	420	67	73	67	73	67	73

Como decíamos, el Pokémon Poipole es un ultraente pero, a la vez, es una forma base. Evoluciona al Pokémon Naganadel, otro ultraente que ya sí pertenece al grupo de Pokémon poderosos (cerca de los 550 puntos en “total”, y mejores estadísticas).

	name	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
804	naganadel	540	73	73	73	127	73	121

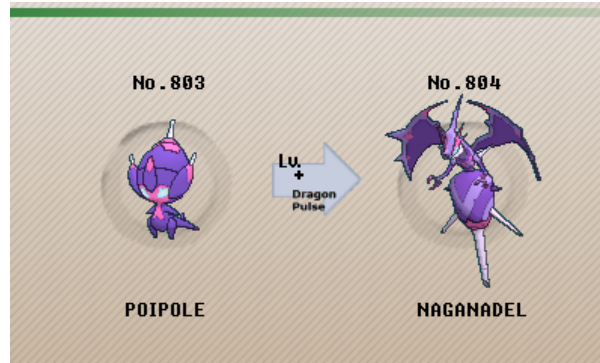
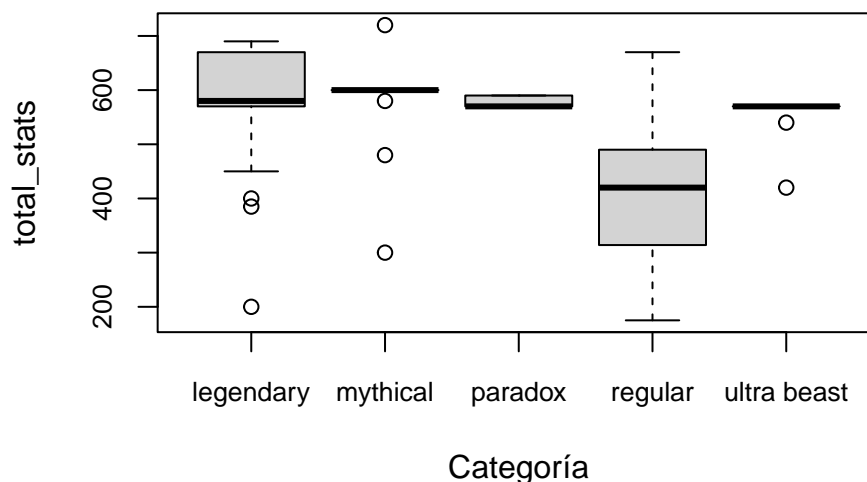


Figure 3: Línea evolutiva del ultraente Poipole, mostrando su evolución a Naganadel.

Este análisis lo hemos hecho con las variables “total” y “attack”, pero podríamos hacerlo con otras y obtendríamos resultados similares. Observaremos esta diferencia sutil entre grupos en las correlaciones donde interviene la variable “total”, debido a que, a partir de los 550 puntos, casi todos los Pokémon son legendarios, míticos... Para mostrarlo, vamos a probar a hacer los diagramas de caja-bigotes para los Pokémon separados por categoría para esta variable “total”:

Distribución de la suma de estadísticas por categoría



Nota: Los atípicos observados en este estudio en la variable “total” lo son **para su grupo**, pero no para el dataset en general (ver apartado 2.2).

Vemos de nuevo que los Pokémon “poderosos” (legendarios, míticos, paradox y ultraentes) tienden a quedar por encima de los comunes. Los legendarios presentan una mayor variabilidad del valor global de las estadísticas, pero los míticos, paradox y ultraentes apenas varían (debido posiblemente a que son grupos muy reducidos). Los comunes, al ser la amplia mayoría, presentan la mayor dispersión. Observamos lo comentado ya con el análisis de “total” en función del ataque: hay varios atípicos (respecto a la normal) en los grupos “poderosos” por abajo, junto con el atípico

identificado como Arceus por arriba en los míticos.

El legendario más débil en cuanto a la variable “total” es el que observamos en la esquina inferior izquierda de la nube de puntos:

	name	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
789	cosmog	200	43	29	31	29	31	37

Se trata de Cosmog (de nuevo, legendario en forma base que puede evolucionar a dos legendarios que sí siguen el comportamiento propio de su grupo). Comprobamos si coincide con el legendario más raro según la distancia de Mahalanobis:

	x
895	27.10687
789	26.85396
377	22.30577

Como podemos comprobar, si ordenamos el vector de distancias de Mahalanobis tomando solo los Pokémon legendarios de la Pokédex, vemos que Cosmog es la segunda observación más rara, con una distancia de 26.85396 a la media (su índice en la Pokédex es el 789, según la tabla mostrada anteriormente). El más raro es el 895 (Regidracó).

3. Análisis de Componentes Principales

Continuaremos este estudio realizando un Análisis de Componentes Principales (PCA) del vector aleatorio formado por las 7 variables numéricas del dataset (desde “total” hasta “speed”). Como hemos mencionado en el análisis previo de los datos, podemos ver que, aunque las variables hp, attack, defense, etc. toman valores en rangos similares (escalas parecidas), la variable “total” rompe esta norma al ser la suma de los valores de las demás. Por tanto, realizaremos el análisis empleando la matriz de correlaciones en vez de la de covarianzas, asignando a todas las variables la misma importancia.

Calcularemos por tanto las componentes principales como $Y_j = \hat{t}_j' X^*$, donde \hat{t}_j es el j-ésimo vector propio de la matriz de correlaciones muestral P asociado a la j-ésima componente principal; y X^* es el vector con las variables numéricas estudiadas estandarizadas con la media y cuasivarianza muestrales. Así, las medias de las variables serán 0 y las varianzas, 1. Llamaremos X al vector aleatorio formado por las 7 variables numéricas del dataset.

3.1. Cálculo de las componentes principales

Comenzamos calculando las componentes principales de X^* , y mostrando un resumen sobre ellas. Al hacerlo, vemos que el valor propio asociado a la última componente Y_7 es nulo (varianza y desviación típica nulas), por lo que podemos descartarla directamente y fijarnos en las otras 6. Esta se anula ya que la variable “total” es suma de las demás (es una variable dependiente del resto).

[1] "Importance of components:"

Table 1: Resumen del PCA

	Desviación.Estándar	Proporción.de.Varianza	Proporción.Acumulada
Comp.1	1.9085171	0.5203482	0.5203482
Comp.2	1.0514649	0.1579398	0.6782880
Comp.3	0.9392345	0.1260231	0.8043111
Comp.4	0.8198863	0.0960305	0.9003416
Comp.5	0.6514184	0.0606208	0.9609624
Comp.6	0.5227457	0.0390376	1.0000000
Comp.7	0.0000000	0.0000000	1.0000000

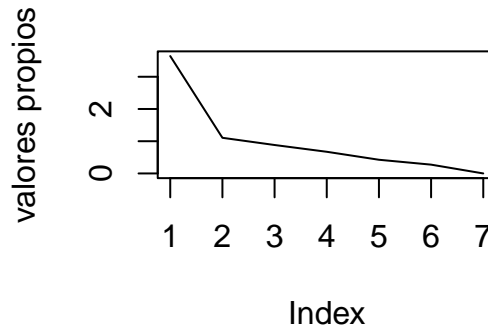
Lo primero que nos llama la atención es que la séptima componente no contiene información sobre las variables de partida. Esto se debe a que la variable “total” es la suma del resto de variables, con lo cual depende de ellas (se puede obtener como combinación lineal). Por tanto, la matriz de correlaciones muestral será semidefinida positiva, tendrá un valor propio nulo, y es por ello que su componente principal asociada no contiene información.

Con esta información, vamos a aplicar distintos criterios para ayudarnos a decidir cuántas componentes principales vamos a estudiar en nuestro análisis. Lo primero que podemos ver con el resumen ofrecido es la proporción de información total mantenida por cada una (*Proportion of Variance*). Vemos que la primera contiene un 52.03% de la información de todas las variables iniciales en global. Si incluimos también Y_2 , ya tendríamos un 67.83%, y con Y_3 la información contenida ascendería a un 80.43%. Estos dos últimos porcentajes podrían parecernos suficiente de forma intuitiva. Calculamos las comunidades para cuantificar la información contenida por las 2 primeras componentes sobre cada variable (suma de las saturaciones al cuadrado de Y_1 e Y_2 , para cada variable X_i estudiada):

	x
total_base_stats	0.9988654
hp	0.4794716
attack	0.5110709
defense	0.7892175
special_attack	0.6278357
special_defense	0.5428075
speed	0.7987474

Comprobamos que se mantiene casi el 100% de información sobre “total”, y más de un 75% de defensa y velocidad. Tendríamos un 62.78% de la información sobre el ataque especial, algo más de un 50% de defensa especial y ataque, y un 47.95% de hp (la única que está por debajo del 50%, y aún así se acerca bastante). Parece ser que vamos a tener suficiente información de todas las variables una a una, pero aplicamos otros criterios para comprobarlo.

Podemos aplicar la regla del codo para estudiar el gráfico de sedimentación que nos ayude a decidir cuántas componentes principales puede ser interesante estudiar para que el análisis sea lo suficientemente informativo y robusto:



Vemos claramente que el codo (los sedimentos) se encuentran en $j = 2$, lo que, según esta regla, nos llevaría a tomar únicamente la primera componente. No obstante, dado que el estudio de las componentes suele hacerse por parejas, para poder representar los gráficos **biplot** y estudiar las características de los Pokémon en función de la descripción que hagamos de cada componente (análisis), vamos a trabajar con las dos primeras. Además, la segunda componente suele ser más interesante y dar más juego, ya que suele dar unas características más específicas aplicables a un grupo de Pokémon concreto.

Podemos mencionar que, si aplicamos la regla de Rao, obtenemos que las componentes relevantes son las dos primeras. Esta regla establece que las componentes relevantes para el análisis serán aquellas cuya variabilidad (varianza, valor propio) sea superior al mínimo de las cuasivarianzas muestrales de las variables originales con las que calculamos las componentes. Dado que hemos usado las variables estandarizadas X_i^* , sus cuasivarianzas son 1. Si observamos el resumen anterior de las componentes, vemos que las dos primeras son las únicas que tienen desviaciones típicas ($\sqrt{\lambda_j}$) mayores que 1 y, por tanto, varianzas mayores que 1.

Una vez decidido el número de componentes a considerar, pasamos a la parte de análisis.

3.2. Análisis de las componentes principales

Primera componente Y_1

Hemos visto que esta componente contiene un 52.03% de la información inicial del vector de variables X . Estudiamos los valores de las cargas asociadas a Y_1 , es decir, el valor del vector propio de la matriz de correlaciones muestrales, t_1 . Cada una de estas cargas representa el peso o coeficiente que tiene la variable indicada en la construcción de Y_1 como suma de las distintas X_i^* . Tratamos de asignar una interpretación a la variable Y_1 en base al peso de cada variable inicial:

	x
total_base_stats	0.5234776
hp	0.3575828
attack	0.3719660
defense	0.3319564
special_attack	0.3672258
special_defense	0.3739633
speed	0.2735851

Vemos que todas las variables (teniendo en cuenta que están estandarizadas) tienen una influencia positiva en la construcción de la componente. Así pues, un valor alto en Y_1 implicará valores altos en todas las variables iniciales estudiadas. La que más influye con diferencia es la variable “total”, por lo que un Pokémon para el cual Y_1 tome un valor alto será uno con alta suma de estadísticas (será fuerte/poderoso en general). El resto de variables tienen influencias (positivas) similares entre ellas, con pesos entre 0.33 y 0.38; excepto speed, que influye algo menos. Por tanto, la primera componente puede interpretarse como un indicador global de la fortaleza y competencia general de un Pokémon, resumiendo sus capacidades y aptitudes en una única medida.

Pasamos al análisis de las puntuaciones (*scores*) de la componente, es decir, los valores que toma Y_1 para cada Pokémon.

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
-4.2786	-1.7600	0.3961	0.0000	1.3608	4.9173

Toma valores en la muestra (dataset) de entre -4.2786 y 4.9173, y tiene media 0 al calcularse con las variables de partida estandarizadas. Puede ser interesante también ver qué especies de Pokémon toman el máximo y mínimo valor en Y_1 , es decir, según esta nueva medida general del poder del Pokémon, cuál es el más y el menos poderoso.

El Pokémon donde Y_1 alcanza el mayor valor es:

	name	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
493	arceus	720	120	120	120	120	120	120

Nos encontramos de nuevo con el Pokémon deidad, Arceus. Es decir, el Pokémon más poderoso globalmente coincide con el que hemos obtenido en el análisis previo como el que mayor valor alcanza en su suma de estadísticas (variable “total”).

El Pokémon donde se alcanza el menor valor es:

	name	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
746	wishiwashi	175	45	20	20	25	25	40

Se trata de Wishiwashi, un Pokémon de la séptima generación cuyas estadísticas son bastante bajas en general, sin haber ningún desbalanceo en especial. No obstante, Wishiwashi (cuya apariencia es la de un pez pequeño, como un boquerón), tiene una “forma banco” en la que muchos individuos de esta especie se unen para formar un Pokémon con apariencia más temible y mejores estadísticas. Esta es una forma de compensar la debilidad por la que destaca según esta componente Y_1 .



Figure 4: Forma individual de Wishiwashi (derecha), el Pokémon globalmente más débil según el análisis de la primera componentes principal. A la izquierda, vemos su forma banco como algo más amenazador y con mejores estadísticas.

Si buscamos obtener el nombre del Pokémon que toma el menor valor en la variable “total”, nos sale también Wishiwashi. Por tanto, los resultados obtenidos al estudiar los Pokémon en función de esta variable parecen ser similares, si no iguales, a los obtenidos mediante el estudio de Y_1 . Esto tiene sentido, ya que hemos visto que en la construcción de Y_1 , es precisamente “total” la que más peso tiene. Además, si Y_1 es una medida de lo bueno que puede ser un Pokémon según sus características, es de esperar que los resultados sean similares a los que nos proporciona la variable “total” como suma del resto de estadísticas. Podemos deducir que la componente Y_1 contendrá un gran porcentaje de la información de “total”, cosa que podemos ver calculando sus saturaciones al cuadrado:

	x
total_base_stats	0.9981327
hp	0.4657419
attack	0.5039628
defense	0.4013785
special_attack	0.4912000
special_defense	0.5093895
speed	0.2726321

Contiene un abrumador 99.81% de la información de la variable “total”, por lo que está casi totalmente representada.

Segunda componente Y_2

Repetimos el proceso para la segunda componente principal, comenzando por el análisis y la asignación de significado a los pesos de cada variable inicial en su construcción:

	x
total_base_stats	0.0257434
hp	-0.1114387
attack	-0.0801824
defense	-0.5922853
special_attack	0.3515502
special_defense	-0.1738582
speed	0.6898358

En el caso de Y_2 , parece que las influencias son un poco más variadas y pueden ser más interesantes en su análisis. Destacan como variables con alta influencia la velocidad (positiva), y la defensa (negativa). En menor medida, el ataque especial influye positivamente, y la defensa especial lo hace de manera negativa. Podríamos decir que el ataque y la variable “total” no influyen, y hp parece tener poca importancia también.

Así pues, Y_2 tomará valores grandes en Pokémon veloces y con poca defensa (e incluso quizás con ataques especiales que causen bastante daño). Únicamente con la interpretación de estos pesos, podemos imaginar algunos prototipos de Pokémon cuya forma de combatir se ajuste a estas características: aquellos de complexión o construcción ligera, facilidad de movimiento, precisión para atacar de forma rápida y potente... A cambio de ser más difíciles de alcanzar, recibir un ataque podrá ser fatal para ellos debido, precisamente, a la baja defensa.

Si tenemos un conocimiento algo más profundo sobre el tema, podemos incluso darnos cuenta de que estas características suelen corresponderse con Pokémon de tipo eléctrico o psíquico, dado que sus “elementos” se caracterizan por su velocidad de transmisión. Podemos verlo intuitivamente en el caso de Pokémon eléctricos: dado que la electricidad se propaga de forma muy rápida, tiene sentido físico que sus rasgos les permitan moverse y atacar con agilidad. En el otro extremo, tendrá sentido que los Pokémon de tipo roca se muevan de forma mucho más lenta, pero que tengan mucha más defensa. Podemos pensar que estos tomarán valores más pequeños en Y_2 .

Analizamos las puntuaciones (*scores*) de Y_2 :

Min.	1st Qu.	Median	Mean	3rd Qu.	Max.
-6.02742	-0.59034	0.05033	0.00000	0.66635	4.06726

Toman valores entre -6.03 y 4.07, de nuevo con media 0 como la primera. Esto nos da una medida numérica en este rango que describe cómo se ajustan las características de un Pokémon al perfil descrito. Estudiamos cuáles son los que más y menos encajan en este prototipo, que resumiremos como “golpeadores ágiles”.

El nombre y tipo del Pokémon más ágil es:

	name	primary_type
894	regieleki	electric

Ponemos sus características numéricas para que todas sean visibles:

	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
894	580	80	100	50	100	50	200

Vemos que, en efecto, toma el máximo valor para la velocidad, la defensa destaca por ser especialmente baja, y el valor de ataque especial es relativamente alto. Además, es de tipo eléctrico, lo cual coincide con nuestro razonamiento previo, extrapolando las características a los elementos del “mundo real”.

Los 3 Pokémon donde Y_2 toma menor valor son:

	name	primary_type
213	shuckle	bug
805	stakataka	rock
208	steelix	steel

Recordemos que Shuckle había aparecido antes como un Pokémon raro (junto a Chansey y Blissey), debido a su altísima defensa. Vamos a ver el resto de características de estos Pokémon, encontrando velocidades bajas y defensas muy altas, junto con un ataque especial también relativamente bajo:

	total_base_stats	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
213	505	20	10	230	10	230	5
805	570	61	131	211	53	101	13
208	510	75	85	200	55	65	30

Es curioso ver que, respecto a nuestras suposiciones iniciales sobre los tipos, Stakataka es de tipo roca, pero Shuckle y Steelix tiene el tipo roca como tipo secundario (aunque se ha prescindido de él en el estudio).



Figure 5: De izquierda a derecha y de arriba a abajo: Regieleki, cuyo diseño está basado en una bobilla y representa al tipo eléctrico; Shuckle, de tipo bicho y roca, similar a un caracol; Stakataka, de tipo roca, similar a un monolito con patas; y Steelix, de tipo acero y roca. La apariencia de todos va de la mano de las características que podemos extraer según la construcción de Y_2 y el valor que toma para cada uno.

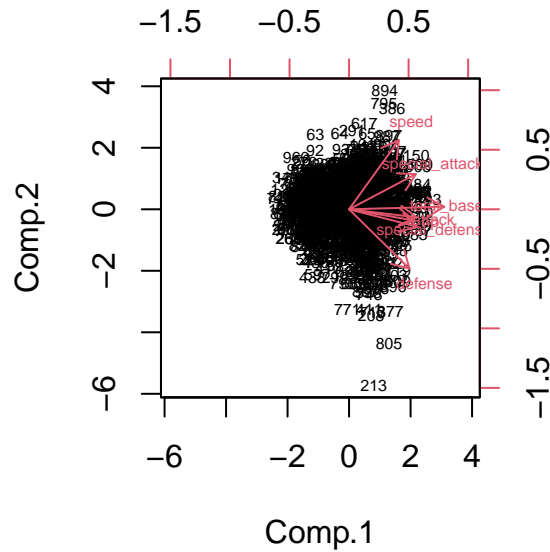
Esto pone de manifiesto la influencia que tienen las características numéricas de un Pokémon en otros aspectos que, a priori, no deberían tener relación directa, como pueden ser su tipo o su diseño artístico. Es increíble cómo, a través del análisis de las componentes principales (sobre todo de Y_2), hemos podido extraer grupos de Pokémon con unos rasgos muy marcados que nos han permitido deducir a qué tipo tendría sentido que pertenecieran, antes incluso de estudiarlos uno a uno.

Además, la figura 5 muestra claramente cómo estos rasgos hacen que el Pokémon tenga un diseño u otro, para transmitir visualmente lo que se puede estudiar de manera numérica. Ejemplo de ello es Shuckle, que, por ser el de menor valor de Y_2 , según nuestro análisis será un Pokémon con muy buena defensa, movimientos lentos, resistente, poco ágil... Al ver su diseño, este adquiere un sentido más allá de la simple estética: el hecho de estar basado en un caracol (que es algo cotidiano a lo que inconscientemente asignamos los rasgos de lentitud y caparazón resistente) está perfectamente pensado para representar visualmente las características descritas a través del bajo valor de Y_2 .

Análisis conjunto en gráfica

Una vez tratadas Y_1 e Y_2 por separado, y habiéndoles asignado un significado a sus valores, podemos representar gráficamente ambas para ver lo que hemos descrito y analizar sus interacciones. Dado que el **biplot** implementado por R etiquetará a todos los Pokémon por su índice o nombre, y hay 1025, no se verán bien. Lo mostramos aun así para poder observar gráficamente al menos los vectores que

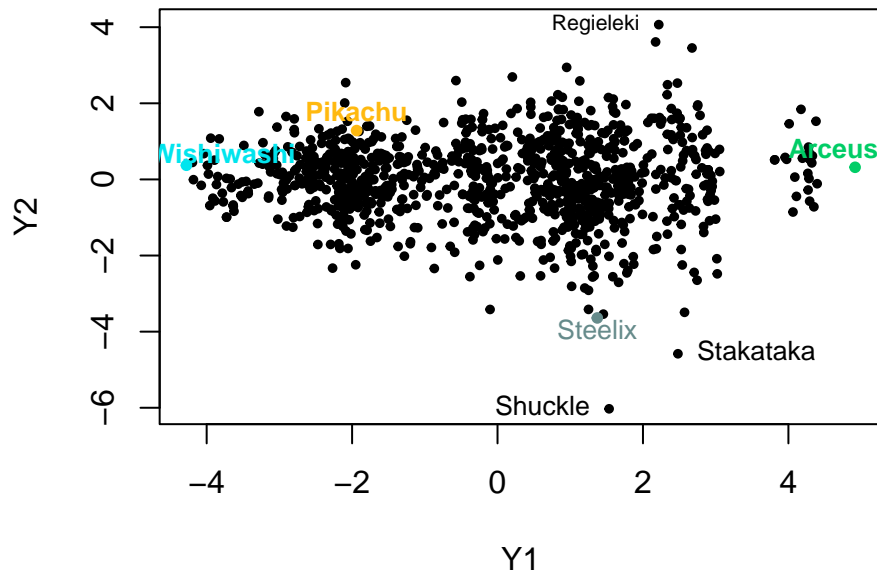
representan la influencia de cada variable en cada componente. Comprobaremos así lo descrito con más detalle en sus correspondientes apartados.



Como decíamos, solo podemos distinguir correctamente a los que toman valores más extremos de las componentes. No obstante, si nos fijamos en los vectores que representan la influencia de cada variable en Y_1 e Y_2 , podemos observar las características ya comentadas. Primero, todas las variables están bien representadas en estas dos componentes dado que los vectores son largos (cosa que veíamos con la información que contienen tanto en general como con las comunales). Vemos la influencia positiva de todas las variables en Y_1 (valores altos en estas implicarán un valor alto en la componentes), siendo “speed” la que menos influye. Por su parte, podemos comprobar que las únicas que parecen tener una influencia digna de mención en Y_2 son la velocidad (positiva), la defensa (negativa) y, en menor medida, el ataque especial (positiva). Esto nos conduce a la interpretación dada en su correspondiente apartado.

Para analizar los datos en sí (a los Pokémon en general), optamos por hacer un gráfico sólo de las puntuaciones sin estandarizar de las dos primeras componentes, y localizar en él los Pokémon que hemos mencionado a lo largo del análisis.

Nota: Habría sido interesante representar en este gráfico los tipos con distintos colores, pero, al hacerlo, se ha visto que el elevado número de tipos entorpece la interpretación del gráfico. Además, la influencia del tipo secundario en la relación comentada entre Y_2 y el tipo del Pokémon hace que perdamos información y no percibamos ningún patrón destacable.



Como la componente Y_1 está en el eje horizontal, cuanto más a la derecha esté un Pokémon, significará que sus características en general son mejores, sobre todo en cuanto a la variable “total”. De hecho, si solo prestamos atención a la distribución “en horizontal”, es muy similar a la observada en otras gráficas anteriores donde hemos estudiado la variable “total”. Por su parte, Y_2 está en el eje vertical, por lo que cuanto más arriba esté un Pokémon, significará que es más ágil moviéndose y atacando, y tendrá menos defensa (y al revés: cuanto más abajo, más estático o lento será y más defensa tendrá).

Podemos decir que el poder o fortaleza general de los Pokémon (valor de Y_1) está bastante equilibrado, ya que las observaciones se reparten a lo largo de todo el eje horizontal. En Y_2 , los Pokémon se concentran más en torno al 0 (media), y conforme nos alejamos de ese valor, las observaciones son más escasas. Esto nos indica que no son muchos los Pokémon que destaquen por ser muy ágiles o muy resistentes: la mayoría son un término medio entre ambos perfiles. Los que destacan por un extremo u otro tienden a tomar valores centrales (quizás por arriba) en Y_1 .

En cuanto a los Pokémon marcados, Arceus vuelve a estar algo aislado a la cabeza (punto más a la derecha de la gráfica), pero toma un valor muy cercano a la media en Y_2 , por lo que no destaca ni por su agilidad ni por su defensa (está equilibrado en ese sentido, ninguna de las características que influyen en Y_2 destaca). Lo mismo ocurre con Wishiwashi, sólo que este está completamente a la izquierda como Pokémon de peores estadísticas en general (menor Y_1 y menor valor de “total”).

También hemos marcado a los Pokémon comentados en el análisis de Y_2 como más ágiles (Regieleki) y los menos ágiles y más resistentes (Shuckle, Stakataka...). Vemos que, en cuanto a Y_1 , los 4 toman valores algo por encima de la media, por lo que, en términos generales, pueden considerarse poderosos. No obstante, estos “términos generales” pueden ser peligrosos, ya que hemos visto por la construcción de Y_2 que valores extremos en estas componentes indican un desbalanceo en las estadísticas velocidad-defensa (principalmente). Que tomen valores medianamente altos en Y_1 y, por tanto, en “total”, puede ser resultado de una velocidad o defensa anormalmente

altas. Esto nos indica que no podemos guiarnos únicamente por lo bueno que sea un Pokémon “en general” a la hora de evaluarlo.

Por último, como curiosidad y aplicación práctica de esta sección, hemos marcado al conocido Pokémon de tipo eléctrico Pikachu (punto amarillo), que se ha convertido en el representante de la franquicia y en un símbolo a nivel cultural. Sólo observando su posición, podemos imaginarnos cómo va a ser sin necesidad de ver sus estadísticas específicas. Por un lado, toma un valor bastante por debajo de la media en Y_1 , lo que indica que, en general, no destaca por tener unas estadísticas altas. En Y_2 , se encuentra por encima de la media, lo que lo hace un Pokémon más rápido que resistente. Esto cuadra con el perfil de Pikachu como Pokémon roedor que, además, vuelve a ser de tipo eléctrico (habíamos dicho que, normalmente, este tipo es el que más se ajusta al perfil de Pokémon ágil con poca defensa).

Esto demuestra que podríamos identificar en la gráfica cualquier Pokémon que se nos ocurra, y con un simple vistazo, hacernos una idea bastante precisa acerca de sus características y comportamiento sin necesidad de estudiarlas detenidamente. Aquí reside la potencia y utilidad de este análisis, que termina simplificando el estudio de un conjunto de datos denso asignando un significado a la interacción de las variables.

4. Análisis Cluster

4.1. Introducción y consideraciones previas

Aunque ya hemos estudiado en secciones anteriores pequeñas diferenciaciones de Pokémon por grupos, quizá puede ser interesante analizar toda la Pokédex para tratar de encontrar similitudes ocultas o no observables tan intuitivamente. De esta forma, podemos preguntarnos si hay algún criterio no considerado en el dataset que nos permita distinguir Pokémon por clases (más allá de criterios del dataset como tipo, categoría...).

Para desarrollar esto, lo primero que tenemos que preguntarnos es, en caso de buscar una separación de Pokémon por nuevos grupos, ¿cuántos deberíamos distinguir? Dependiendo de esto, la interpretación de cada uno (es decir, las características de los Pokémon incluidos en un grupo u otro) podrá cambiar drásticamente. Antes de hacer nada, se nos pueden ocurrir algunas separaciones intuitivas. De más trivial a más compleja:

- Pokémon “poderosos” en general frente a Pokémon más débiles (algo similar a lo visto en el apartado 2, o mediante la primera componente principal).
- Separación más profunda de estadísticas: dividir los Pokémon por los que destaquen en ataque (y ataque especial), en defensa (y defensa especial), en salud (“hp”) o en velocidad.
- Separación por tantos grupos como tipos haya (18), para ver si podemos percibir diferencias entre tipos a nivel de características.

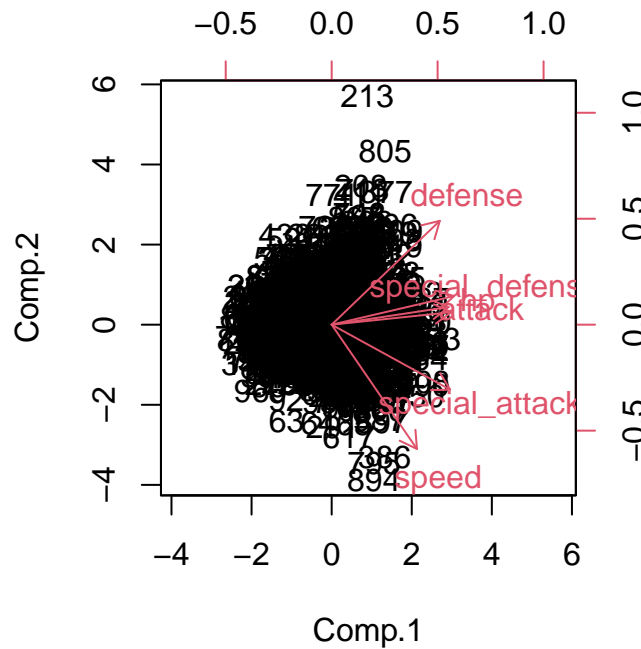
Como podemos ver, hay muchas opciones para enfocar este apartado. Antes de nada, recordemos que la variable “total” es calculada a partir de la suma de los valores de las otras 6 variables numéricas en cada Pokémon. Para formar los grupos, es altamente conveniente quitarla, dado que podría acaparar la variabilidad y hacer que la creación de grupos dependa demasiado de ella. Por tanto, en este apartado trabajaremos con un dataset en el que obviamos esta variable.

Además, hemos visto en el apartado de análisis previo que el resto de variables tienen escalas muy similares. No obstante, trabajaremos con los datos estandarizados para mayor claridad, dado también que hay muchos atípicos en todas estas variables y queremos asegurarnos de que todas tienen el mismo peso para obtener una división por grupos satisfactoria. Para estandarizar los datos, ejecutamos este comando en

R, trabajando ahora con el dataset `ds`:

```
ds <- data.frame(scale(d[6:11]))
```

Dado que el análisis de componentes principales anterior lo hemos hecho incluyendo la variable “total”, no está claro si sería aplicable para interpretar los grupos que hagamos en este apartado (si bien nos ha ayudado a detectar relaciones importantes entre los datos, a modo de exploración). Vamos a realizar un pequeño PCA adicional quitando la variable “total”, para estudiar qué cambia respecto del anterior. Realizaremos únicamente el `biplot`, ofreciendo una interpretación rápida de las nuevas dos primeras componentes, Y'_1 e Y'_2 , y de lo más destacable que observemos:



Podemos observar claramente que la nueva primera componente tendría una interpretación muy similar a la Y_1 del apartado anterior, aun prescindiendo de “total_base_stats”. Todas las variables influyen positivamente en ella, siendo “speed” la que menos lo hace, tal y como ocurría en el apartado anterior. Es, de nuevo, una medida de cuán “poderoso” en general es un Pokémon.

Por otro lado, si nos fijamos en Y'_2 , vemos que su interpretación es idéntica a la de Y_2 sólo que al revés (los “loadings” en este PCA saldrán cambiados de signo con respecto a los del anterior). Ahora, la defensa tiene una influencia positiva en la componente, y la velocidad (y el ataque especial en menor medida) influyen negativamente. Esto se ve también en los Pokémon que toman valores extremos en Y'_2 , que son los mismos que mencionábamos en Y_2 pero cambiando el signo de sus puntuaciones. Así, el Pokémon 213 (Shuckle), que aparecía en la parte inferior de la gráfica del anterior PCA como un Pokémon más resistente, figura ahora en la parte superior, teniendo la misma interpretación. Lo mismo ocurre con el resto de Pokémon mencionados anteriormente.

Vemos, por tanto, que el cálculo e interpretación de las componentes principales no cambian drásticamente y podemos recurrir al análisis del punto anterior para

enriquecer el proceso de *clustering* en caso de verlo necesario.

4.2. Caso práctico

Para darle una nueva dimensión a esta técnica, vamos a realizar el análisis cluster enfocándonos en un problema concreto. Imaginemos que un jugador dispone de todos los Pokémon en la Pokédex para construir un equipo, pero sólo tiene claro que quiere incluir ciertas especies en concreto. Sería interesante implementar un sistema de recomendación automática de Pokémon para autocompletar un equipo, que típicamente viene formado por 6 criaturas.

El objetivo de este apartado será, a partir de un ejemplo concreto, detallar el proceso que se seguiría para conseguir una lista de recomendaciones de Pokémon que se complementen o funcionen bien con unos pocos Pokémon dados. Conseguiremos esto valiéndonos del análisis cluster del dataset con todas las especies. A pesar de que se irá siguiendo el ejemplo, la idea es que exactamente el mismo procedimiento sea aplicable para cualquier caso, obteniendo finalmente un método relativamente fiable para aconsejar a un jugador cualquiera que no sepa cómo completar su equipo. Partiremos del equipo incompleto de 5 Pokémon formado por:

- Lucario, Pokémon número 448 en la Pokédex, de tipo Lucha y Acero, que destaca en ataque físico y especial, además de tener una velocidad decente.
- Mewtwo, número 150 en la Pokédex, legendario de tipo Psíquico, con altísimas estadísticas de ataque especial y velocidad.
- Greninja, número 658, de tipo Agua y Siniestro, con una velocidad excepcional y buenos valores de ataque especial.
- Excadrill, número 530, de tipo Tierra y Acero, que destaca como atacante físico.
- Haxorus, número 612, de tipo Dragón, que destaca por tener uno de los mejores valores para ataque físico.

Observamos sus características más en detalle:

	name	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
448	lucario	70	110	70	115	70	90
150	mewtwo	106	110	90	154	90	130
658	greninja	72	95	67	103	71	122
530	excadrill	110	135	60	50	65	88
612	haxorus	76	147	90	60	70	97

Vemos que, dada la distribución de estadísticas que hemos observado en el análisis inicial, estos Pokémon toman valores alrededor de la media en puntos de salud (“hp”), defensa, y defensa especial, y destacan sobre todo por sus altos valores en ataque y ataque especial, yendo esto acompañado de velocidades realmente altas. Parece que el equipo que pretende formar el entrenador está orientado sobre todo

a la velocidad y el ataque. Los Pokémon que lo componen de momento tomarían el rol, en general, de “atacantes rápidos”.



Figure 6: Lucario, Greninja y Mewtwo, tres de los Pokémon que se incluyen en este equipo hipotético que debemos completar. La imagen viene del videojuego de lucha *Super Smash Bros Ultimate*, de Nintendo, donde se introducen estos Pokémon como personajes jugables.

Lo primero que deberíamos preguntarnos es cómo autocompletar el equipo, es decir, en base a qué criterio podemos decir que un Pokémon es “mejor” que otro para formar parte de este. Dado que queremos hacer del estudio algo simple dentro de lo que cabe, vamos a centrarnos en tomar la decisión en base a las 6 variables numéricas que estamos manejando. Así, podemos definir dos criterios:

1. Recomendar Pokémon **similares** a los que ya hay en el equipo. Esta opción sería buena si buscamos homogeneizarlo, de forma que se especialice en un estilo de combate concreto. En este caso, este criterio implicaría buscar otros Pokémon con características similares a los dados, ya que funcionarían bien en la estrategia de combate más ofensiva que el jugador podría estar buscando.
2. Recomendar Pokémon **distintos** a los que se nos dan, buscando un enfoque de complementariedad. Es decir, si observamos que un equipo tiende a incluir Pokémon de unas características determinadas, dejando otras de lado, podríamos ofrecer como opción un Pokémon que equilibre el equipo. En este caso, eso implicaría considerar la opción de incluir algún Pokémon más robusto, que quizás destaque en defensa y puntos de salud.

Ambas opciones tienen sentido y pueden ser de utilidad dependiendo de lo que el cliente (el jugador, en este caso) busque, por lo que vamos a tratar de implementar las dos. Tenemos por tanto como objetivo final devolver dos listas de Pokémon, cada una ofreciendo recomendaciones para rellenar el hueco en base a cada uno de los criterios. En un análisis real, habría que tener en cuenta compatibilidades en cuanto a tipos, rareza, debilidades o habilidades específicas... Podemos tomar lo que se va a hacer a continuación como un punto de partida rudimentario.

El primer paso sería realizar un *clustering* general, distinguiendo una serie de grupos

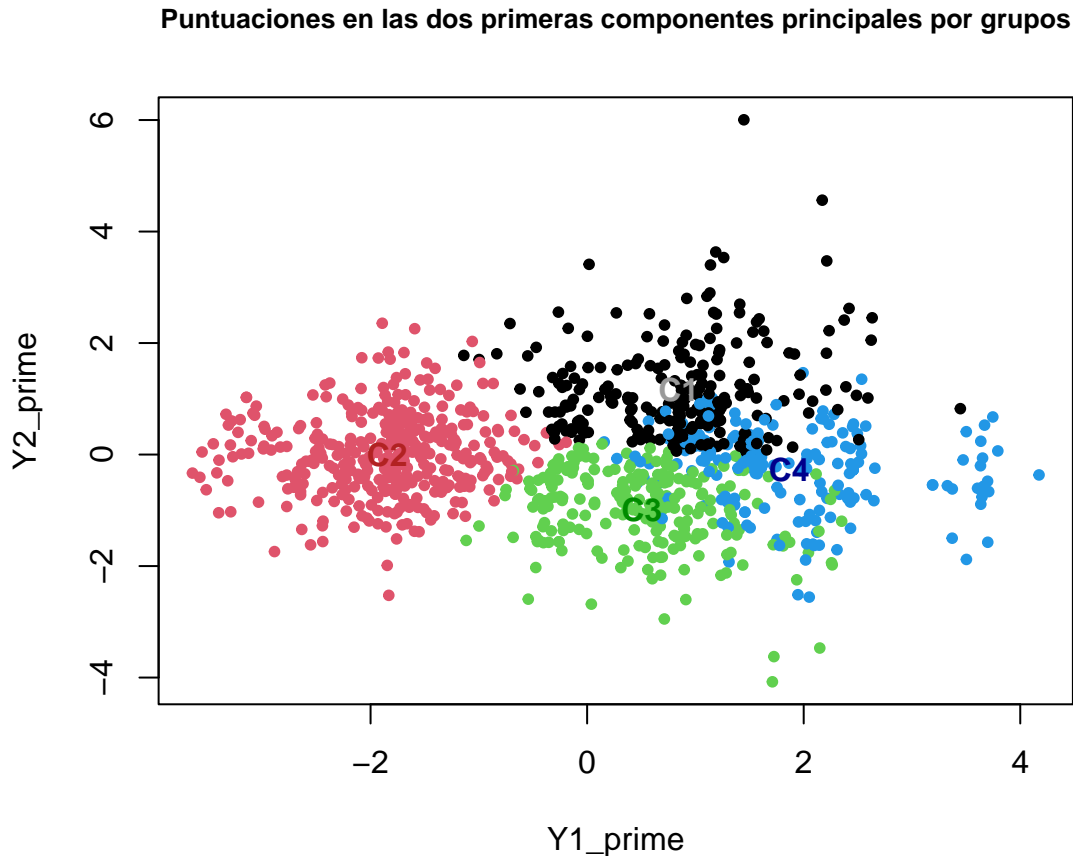
para definir los criterios de similitud entre Pokémon. Vamos a basarlo en el método de K-means, debido a que en futuros pasos, trataremos el equipo como un pseudo-individuo (es decir, como si fuera un nuevo Pokémon que representara los cinco que tenemos), y queremos ver en qué grupo estaría. No obstante, para la asignación de Pokémon similares, es posible que apoyarnos del *clustering jerarquizado* pueda sernos útil también.

Agrupación inicial con K-means

Después de algunas pruebas, se ha optado finalmente por distinguir $K = 4$ grupos, dado que una clasificación en 2 grupos da lugar a criterios como el primero que hemos mencionado, y sería demasiado general. No obstante, aumentar demasiado K termina atomizando demasiado los grupos y haciendo que las diferencias entre ellos sean demasiado sutiles.

Mostramos a continuación la información de los centroides obtenidos, y la distinción de los grupos en el gráfico de puntuaciones de las dos primeras componentes principales (nota: tras algunas pruebas, en las que se ha considerado también trabajar con la tercera o la cuarta componente principal, se ha detectado que este gráfico es en el que mejor se distinguen los grupos, aunque hay cierto solapamiento debido a la pérdida de información al proyectar las variables en dos dimensiones).

	C1	C2	C3	C4
hp	0.4403366	-0.7741951	-0.0144998	0.9459595
attack	0.6983985	-0.8195241	0.3201562	0.3244725
defense	1.0731435	-0.7453431	-0.2425586	0.3896001
special_attack	-0.2444661	-0.7451537	0.3696387	1.2726173
special_defense	0.3821320	-0.8026841	-0.0286370	1.0872740
speed	-0.4162411	-0.6208606	1.0407767	0.4576889



Gracias a los representantes de cada grupo y al análisis de la gráfica, donde también hemos incluido las proyecciones de los centroides según las dos primeras componentes, podemos detallar las características de cada grupos:

- **Grupo 1 (negro):** Destaca por una defensa muy por encima de la media, junto con una defensa especial, ataque y puntos de salud medios/altos. Esto explica que los individuos de este grupo sean los que toman valores altos y alrededor de la media por arriba en Y_2' . Serán **Pokémon más robustos y resistentes (tanques)** en general (en el apartado anterior, hemos visto que son algunos de tipo Roca como Shuckle). Toma valores medios/altos en Y_1' , por lo que podremos decir que los Pokémon del grupo tendrán una tendencia al equilibrio en términos de poder general.
- **Grupo 2 (rojo):** Observamos que incluye Pokémon con valores bajos de Y_1' , y su centroide tiene valores bastante por debajo de la media en todas las estadísticas. Podemos resumir los Pokémon en este cluster como **Pokémon débiles**. En el gráfico con las componentes principales, es el grupo que más claramente se separa de los demás.
- **Grupo 3 (verde):** Parece el opuesto del primero, creado en base a la separación de Pokémon por los valores en Y_2' . Tanto por el significado de esta componente como por los valores observados en el centroide, podemos definir el grupo como el de **Pokémon muy veloces y ofensivos**, dado que vemos que están muy por encima de la media en cuanto a velocidad y muy por debajo en cuanto a defensa. Es por esto que son los que toman valores bajos en Y_2'

(según el apartado anterior, eran algunos de tipo eléctrico como Regieleki), y el ataque y ataque especial están algo por encima de la media, quedando los puntos de salud y la defensa especial alrededor de la media. Por los valores medios/altos en Y'_1 , también podemos decir que no destacarán por ser muy poderosos en general (ni por quedar muy por debajo).

- **Grupo 4 (azul):** Son Pokémon que se caracterizan por tomar un valor alto en Y'_1 , estando por encima de la media en todas las características, destacando “hp”, ataque especial y defensa especial. Serán por tanto **Pokémon muy poderosos** en términos generales, y el grupo incluirá algunos legendarios y míticos de los mencionados en el análisis inicial, como Arceus (individuo de más a la derecha). Vemos que la frontera inferior de este grupo se solapa un poco con los grupos 1 y 2, así que no queda muy clara la separación al proyectar la información sobre las dos componentes principales.

Para cerrar el análisis de los resultados tras aplicar el algoritmo de Kmeans, podemos obtener la suma de las distancias de cada Pokémon a su centroide más cercano, a cuyo grupo se clasifica finalmente según la gráfica. Esto puede obtenerse accediendo al componente `tot.withinss` del objeto donde hemos almacenado el análisis cluster:

```
[1] 3247.058
```

Por otro lado, obteniendo la suma de las distancias al cuadrado sin distinguir grupos mediante el componente `totss`, nos devuelve:

```
[1] 6144
```

Con estas dos cantidades, podemos calcular la disminución de la “variabilidad” del dataset (Pokédex) tras agruparlo en los 4 grupos analizados:

$$1 - \frac{\text{tot.withinss}}{\text{totss}} = 1 - \frac{3247.058}{6144} = 0,4715$$

Por tanto, con 4 grupos de Pokémon diferenciados, la variabilidad de la Pokédex se reduce en un 47.15% aproximadamente. Esta cantidad indica que los grupos están todos bien definidos y provocan una reducción considerable de la variabilidad respecto a considerar todos los Pokémon dentro de un solo grupo en el dataset. Al ser relativamente alta, podemos pensar que los grupos son bastante homogéneos y distintos entre sí, por lo que las interpretaciones que hemos hecho antes de cada uno serán bastante representativas para la gran mayoría de Pokémon que caigan en el grupo correspondiente.

Estudio del equipo incompleto

Una vez tenemos los grupos iniciales, es conveniente calcular de manera empírica dentro de qué grupo tendería a estar el equipo parcial que queremos completar. Al analizar las características de los Pokémon que lo componen, ya lo hemos visto intuitivamente, pero vamos a encajarlo dentro de la separación realizada.

Antes habíamos mencionado el hecho de tratar el equipo dado como un “pseudo-individuo”, es decir, como si fuera un sólo nuevo Pokémon que resuma a los 5 que tenemos. La idea que se propone para hacer esto es considerar el “individuo medio”, es decir, el que surge de la media de los 5. Lo llamaremos z :

	z
hp	86.8
attack	119.4
defense	75.4
special_attack	96.4
special_defense	73.2
speed	105.4

Como el análisis con K-means lo hemos hecho estandarizando los datos, habrá que estandarizar este nuevo individuo. Hecho esto, para saber en qué grupo se ubicaría, podemos tomar los 4 centroides calculados con K-means y asignarle el grupo cuyo centroide esté más cerca de z estandarizado. Tomamos la distancia euclídea.

Para hacer esto, teniendo en cuenta que tenemos 4 centroides, hemos planteado el siguiente programa en R, que termina devolviendo el grupo dentro del cual asignaríamos al Pokémon medio:

```
# Obtener la distancia de z a cada centroide
distancia_C1 <- dist(rbind(dz$scale.z., C1), method="euclidean")
distancia_C2 <- dist(rbind(dz$scale.z., C2), method="euclidean")
distancia_C3 <- dist(rbind(dz$scale.z., C3), method="euclidean")
distancia_C4 <- dist(rbind(dz$scale.z., C4), method="euclidean")

# Convertimos a número
distancia_C1 <- as.numeric(distancia_C1)
distancia_C2 <- as.numeric(distancia_C2)
distancia_C3 <- as.numeric(distancia_C3)
distancia_C4 <- as.numeric(distancia_C4)

# Todas las distancias en un vector:
distancias <- c(distancia_C1, distancia_C2, distancia_C3, distancia_C4)

# Cluster final = el que tenga menor distancia
cluster_asignado <- which.min(distancias)
```

El Pokémon medio representante del equipo se asigna al grupo 3

Este resultado coincide con la interpretación intuitiva dada al principio del apartado.

Implica que el equipo tiene una tendencia ofensiva, y está formado mayoritariamente por Pokémon muy veloces y efectivos en ataque cuerpo a cuerpo o ataques especiales potentes.

Otra forma de asignarle uno de estos grupos al representante z del equipo sería aplicar un pequeño **Análisis Discriminante**.

Clasificación del representante del equipo con Análisis Discriminante

Para ello, tendríamos que añadir una variable al dataset que indique el grupo en el que se clasifica cada Pokémon. Con esa variable, podemos aplicar un análisis discriminante lineal o cuadrático para que se asigne el grupo al “nuevo Pokémon” que hemos introducido.

El dataset modificado contendrá directamente solo las variables numéricas, junto con los grupos, para facilitar el análisis discriminante. Mostramos cómo quedan las 5 primeras líneas:

name	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed	grupo
bulbasaur	45	49	49	65	65	45	2
ivysaur	60	62	63	80	80	60	3
venusaur	80	82	83	100	100	80	4
charmander	39	52	43	60	50	65	2
charmeleon	58	64	58	80	65	80	3

Con esto, podemos aplicar un análisis discriminante lineal (LDA) o cuadrático (QDA) para poder clasificar al nuevo individuo. Dado que hemos visto al representar los grupos que los cuatro parecen tener aproximadamente un número de individuos similar, vamos a considerar que las probabilidades de pertenencia a priori a cada grupo son iguales (0.25 para cada grupo).

Tras probar con ambos métodos y evaluar su rendimiento con validación cruzada, obtenemos que el LDA ofrece unos resultados mucho mejores que el QDA, dado que, en la predicción de todos los grupos, se equivoca en muchos menos individuos (aproximadamente en 3 veces menos). Así, podemos ofrecer su matriz de confusión:

[!h]

Table 2: Resumen de clasificación

	Clasificados en 1	Clasificados en 2	Clasificados en 3	Clasificados en 4
Grupo verdadero 1	228	3	0	5
Grupo verdadero 2	3	358	6	0
Grupo verdadero 3	1	4	220	3
Grupo verdadero 4	3	0	1	190

Podemos observar que, por ejemplo, de los 228 Pokémon que hay en el grupo 3 (veloces y ofensivos), el método que hemos aplicado clasifica correctamente 220, lo

cual es un porcentaje de acierto para este grupo (sensibilidad) de un 96,49%. El rendimiento general del modelo de clasificación (eficiencia o *accuracy*) se calcula obteniendo el porcentaje de acierto general, para las predicciones de todos los grupos. Obtenemos un valor de esta métrica del 97.17%. Todo esto nos lleva a pensar que el método aplicado tiene un muy buen rendimiento, de forma que clasifica casi de forma perfecta a los Pokémon en función de los grupos definidos en Kmeans.

Gracias a estos resultados favorables, podemos tratar de predecir mediante este LDA el grupo del individuo z , y tener casi asegurado que la predicción será bastante acertada. La salida obtenida al emplear el LDA para clasificar el individuo z representante del equipo que teníamos es:

El Pokémon medio representante del equipo se asigna al grupo 3
con una probabilidad de 0.6710216

Observamos que la predicción obtenida mediante Análisis Discriminante coincide con la asignación del tercer grupo que se ha devuelto al asignar el grupo cuyo centroide quedara más cerca de z según la distancia euclídea. La probabilidad de pertenencia a este grupo según el LDA es de casi un 70%, por lo que, teniendo en cuenta que hay 4 grupos, la predicción es bastante fiable. Hemos aprovechado así para introducir un pequeño apartado de Análisis Discriminante dentro del Análisis Cluster, el cual nos ha servido para realizar un pequeño paso del método y contrastar con otra forma de asignar el grupo a z .

Recomendaciones

Una vez tenemos los grupos generales, sus características, y el grupo al que pertenecería en general el equipo que estamos considerando, sólo nos queda ofrecer las listas de recomendaciones de Pokémon.

Antes de nada, conviene aclarar que el siguiente proceso se ha realizado considerando un dataset del cual se han eliminado los 5 Pokémon que nos daban al principio como parte del equipo a completar. Esto se hace para asegurarnos de no repetir Pokémon que ya están en el equipo al devolver las recomendaciones, y que estos no influyan en la salida.

Primero, ofrecemos una lista de 5 recomendaciones que sigan la dinámica del equipo dado. Para ello, consideraremos sólo los Pokémon que están dentro del mismo grupo que el equipo según K-means (es decir, del 3), y aplicaremos con ellos un clustering jerarquizado. Como hay muchos Pokémon, no podemos obtener conclusiones a través del dendograma, por lo que tenemos que recurrir a aplicar nosotros de forma más manual el método, obteniendo las distancias entre cada individuo del grupo.

Devolveremos entonces los 5 Pokémon con menor distancia a z . Mostramos también el código con el que conseguimos la salida. Lo único que hacemos es calcular la matriz de distancias euclídeas entre cada par de individuos del grupo 3, donde hemos clasificado al individuo z en el subapartado anterior. Con esa matriz, obtenemos todas las distancias desde z hasta cada otro Pokémon del grupo (sin tener en cuenta la distancia hasta él mismo, que evidentemente es nula). Los 5 Pokémon que se

devuelven son los que están más cerca de z según esta matriz. Así, teniendo en cuenta que z es un representante de todo el equipo del que partíamos, los Pokémon obtenidos serán aquellos que estén más cerca “del equipo” en general y, por tanto, encajen mejor en él:

```
# Dataframe de Pokemon unicamente del grupo 3.
# Hemos quitado ya los 5 Pokémon del equipo inicial.
d_grupo3 <- data.frame(scale(d[which(CA1$cluster == 3), 6:11]))
d_grupo3_complete <- d[which(CA1$cluster == 3), ]

# Añadir el representante del equipo (z) al final:
d_grupo3 <- rbind(d_grupo3, dz$scale.z.)

# Calcular matriz de distancias euclídeas entre cada Pokemon
DIST <- dist(d_grupo3, method='euclidean')
Mat <- as.matrix(DIST)

# Obtener vector de distancias de z a cualquier Pokemon
n <- nrow(Mat)
dist_z <- Mat[n, ]
dist_z[n] <- Inf # no tener en cuenta distancia de z a z

# Obtenemos los indices de los 5 Pokemon mas cercanos a z
idx_top5 <- order(dist_z)[1:5]
```

Table 3: Recomendación de Pokémon

	name	primary_type	total_base_stats
620	mienshao	fighting	510
510	liepard	dark	446
319	sharpnado	water	460
523	zebstrika	electric	497
836	boltund	electric	490

Observamos que el Pokémon que más se recomienda añadir por similitud al equipo dado es Mienshao, de tipo Lucha, y cuyo valor en “total_base_stats” está ligeramente por encima de la media, por lo que es bueno en general. Además, es curioso ver que dos de los cinco Pokémon más recomendados son de tipo eléctrico, lo cual está relacionado con la asociación que hacíamos de este tipo con Pokémon ágiles y ofensivos según la segunda componente principal. Estudiemos más a fondo las características de Mienshao:

	hp	attack	defense	special_attack	special_defense	speed
	620	65	125	60	95	60
						105

Vemos que, en efecto, el Pokémon destaca por valores en ataque y velocidad bastante por encima de la media, y un ataque especial relativamente alto. Si lo comparamos con las características de los Pokémon del equipo listadas al principio, comprobamos que encaja perfectamente y sigue la tendencia marcada.



Figure 7: Mienshao, de tipo lucha. Observamos que, aparentemente, parece que encaja también en el estilo del equipo que teníamos, con Pokémon de apariencia ágil y gran capacidad ofensiva (cosa que sus estadísticas corroboran).

Para ofrecer una recomendación con el criterio de máxima distancia, de forma que equilibremos el equipo añadiendo un Pokémon distinto, podemos aplicar un procedimiento similar pero inverso. Consideramos a todos los Pokémon del resto de grupos (1, 2 y 4), y devolveremos aquellos que queden más lejos de z . Lo que se ha hecho, por tanto, para obtener la siguiente salida, es lo mismo que se ha explicado antes (el código es análogo), pero quedándonos con los individuos cuya distancia a z en la matriz obtenida es **mayor**.

Table 4: Recomendación de Pokémon

	name	primary_type	total_base_stats
213	shuckle	bug	505
242	blissey	normal	540
113	chansey	normal	450
378	regice	ice	580
805	stakataka	rock	570

En este caso, nos devuelve como recomendaciones que aportan variedad al equipo algunos Pokémon que ya hemos estudiado a lo largo del proyecto, como pueden

ser Shuckle, Blissey o Chansey. Ya hemos visto que estos destacan, en el caso de Shuckle o Stakataka, por su altísima defensa y baja velocidad (siendo de los que mayor valor toman en Y_2' o menor valor en Y_2); o en el caso de Blissey o Chansey, por su altísimo “hp” (puntos de salud). Introducir un Pokémon como estos en el equipo proporcionará la variedad buscada, dado que destacan en características donde flaquean los Pokémon que formaban parte de él. Es decir, equivaldrá a introducir un Pokémon que ejerza el rol de “tanque” para poder sufrir más daño mientras los demás lo ejercen atacando.

Notar que esta última estrategia de complementariedad no siempre será recomendable. Por ejemplo, ante un equipo parcialmente formado por Pokémon poderosos en general (grupo 4), encontraremos individuos de mayor distancia en el grupo 2, que estaba formado por los Pokémon más débiles. En este caso, raramente nos interesará incluir en el equipo Pokémon débiles cuyas estadísticas estén en general por debajo de la media. Dado que los Pokémon del grupo 4 tienden ya a estar más equilibrados y tener características altas en general, el primer criterio de recomendación tendría más sentido.

4.3. Conclusiones

Por tanto, en este apartado hemos podido aplicar ambos tipos de análisis cluster para dividir todos los Pokémon en grupos generales por sus características más importantes. Apoyándonos de esto y de las distancias entre individuos, con un procedimiento similar al clustering jerarquizado, hemos conseguido definir un método que permite recomendar a un jugador inexperto varios Pokémon que pueden encajar bien dentro de un equipo incompleto. Aunque se haya hecho de manera más simplificada, es algo indudablemente útil en la construcción de equipos de 6 Pokémon, que pueden usarse para avanzar más rápido en los videojuegos o incluso participar en torneos competitivos con equipos que garanticen un buen rendimiento.

5. Regresión Logística/Multinomial

En este último apartado, aplicaremos técnicas de regresión logística para tratar de construir un clasificador de Pokémon en base a alguna variable categórica que nos permita agruparlos. La diferencia con el clustering aplicado anteriormente es que este método es supervisado, por lo que, por primera vez en el documento, podemos recurrir a variables con las que no habíamos podido trabajar. Dado que no disponemos de variables binarias, el modelo que aplicaremos será, en concreto, un regresor multinomial, puesto que admite variables discretas (categóricas) que tomen tantos valores distintos como sea preciso. Si la variable elegida como *target* toma d valores, esta técnica nos permitirá obtener $d - 1$ regresores logísticos.

Se ha optado por este enfoque debido a que, por cómo funcionan normalmente los juegos de Pokémon, es muy inusual tener la información de todas las estadísticas numéricas de un espécimen menos una. Es por ello que se ha considerado que la regresión lineal no tendría mucha relevancia en el estudio. No obstante, el hecho de trabajar con clases sí puede ser interesante. Es muy común que dispongamos de todos los datos numéricos de un Pokémon, pero queramos saber de alguna forma ciertas características categóricas (o incluso queramos estudiar si hay relación entre las variables numéricas y categóricas).

La primera cuestión es la elección de la variable respuesta (*target*), que queremos estimar mediante el modelo a proponer. Dado que, hasta el momento, no se le ha dado a la variable `primary_type` la importancia que merece dentro del universo Pokémon, vamos a definirla como variable de respuesta. Así, el regresor que procedemos a entrenar puede permitirnos construir una herramienta automatizada de clasificación eficiente de Pokémon. Por ejemplo, podría implementarse un sistema de búsqueda inteligente en el que el usuario introduce las características requeridas para un Pokémon, y se le devuelve el tipo que mejor tiende a ajustarse a ellas.

Por supuesto, esto solo tendrá utilidad en el caso de que el regresor funcione correctamente. Para ello, los grupos que se formen al separar por tipos tendrán que ser lo suficientemente distintos entre sí para que haya diferencias; y tendrá que haber algún tipo de dependencia o relación entre el tipo y el resto de variables. Podremos observar esto al medir el rendimiento del modelo que obtengamos, puesto que, si no funciona correctamente, es posible que se deba a que no existe suficiente relación entre el tipo y las otras variables.

5.1. Tratamiento de los datos

Antes de nada, debemos pasar las variables: `generation` y `category` a tipo “factor” para poder tratarlas como variables categóricas, dado que son variables que usaremos como predictores y que toman valores de tipo cadena de texto. La variable `target primary_type` también tendrá que ser convertida a “factor”.

Dado que estamos en aprendizaje supervisado y contamos con un dataset con muchos datos, es conveniente hacer una división en conjunto de entrenamiento y conjunto de test (*train-test split*). Esto nos será de utilidad para que, una vez tengamos el modelo entrenado con el *training dataset*, podamos validarlo de forma efectiva y no sesgada mediante el *test dataset*. También nos permitirá estudiar si el modelo padece de sobreajuste.

La división entre *training* y *test* la haremos de un 80-20. Es decir, reservaremos el 20% de la Pokédex (seleccionado de forma aleatoria) para evaluación del rendimiento. Mostramos algunos Pokémon que caen en la partición de *training*, y otros que caigan en la de *test*.

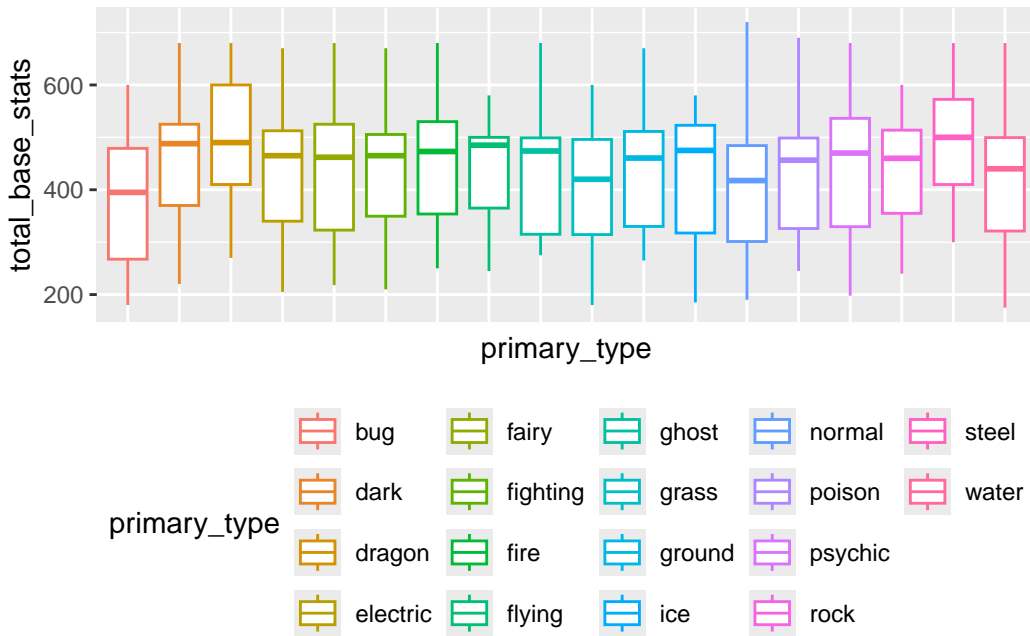
Table 5: Pokémon de entrenamiento

	name	primary_type	generation	category	total_base_stats
332	cacturne	grass	gen 3	regular	475
250	ho-oh	fire	gen 2	legendary	680
429	mismagius	ghost	gen 4	regular	495
435	skuntank	poison	gen 4	regular	479
849	toxtricity	electric	gen 8	regular	502
254	sceptile	grass	gen 3	regular	530

Table 6: Pokémon de test

	name	primary_type	generation	category	total_base_stats
3	venusaur	grass	gen 1	regular	525
6	charizard	fire	gen 1	regular	534
12	butterfree	bug	gen 1	regular	395
22	fearow	normal	gen 1	regular	442
23	ekans	poison	gen 1	regular	288
25	pikachu	electric	gen 1	regular	320

Además, para completar el estudio inicial y enfocarlo a la clasificación que queremos hacer, podemos representar los diagramas de caja de la variable “total” para los distintos tipos. Recurrimos en este caso a la librería `tidyverse` para usar comandos de `ggplot`, que facilita la representación en este tipo de situaciones donde la variable categórica toma muchos valores.



Podemos observar que no hay ningún atípico. Los Pokémon de tipo bicho (“bug”) son los que tienden a tener una menor suma de estadísticas, mientras que el acero (“steel”) destaca como uno de los tipos donde la suma es mayor. Observando las medianas, cerca de estos últimos se encontrarían los Pokémon de tipo dragón o volador. Parece que las pequeñas tendencias observadas tienen sentido. Es decir, es razonable pensar que puede haber cierta relación entre el tipo y las estadísticas.



Figure 8: Figura de Charizard a escala en el Pokémon Center de Tokio (Japón). Charizard es un Pokémon de primera generación que hemos obtenido como parte del conjunto de test.

5.2. Entrenamiento del modelo

Comenzamos entrenando el modelo con todas las variables de las que disponemos. Cabe mencionar que, como hemos “factorizado” las de generación y categoría, se introducirán tantas variables *dummy* como valores (menos uno) tome cada una. Como se trata de regresión multinomial, hemos de definir una clase de referencia en la variable respuesta. Parece razonable establecer el tipo “normal” como clase de referencia, dado que podríamos decir que es el “neutro” y no está asociado a ningún elemento ni concepto en específico.

A continuación, entrenamos el modelo. Como hay 18 valores posibles para el tipo, terminaremos con 17 modelos de regresión logística, cada uno con 9 variables (predictores) más las que resulten de pasar las categóricas a *dummy*. Por tanto, no conviene imprimir el resumen con los resultados, dado que es tan extenso que no se distingue nada.

Como obtenemos modelos muy complejos, lo más urgente que debemos hacer ahora es aplicar métodos de selección de regresores, para ver si podemos reducir la dimensionalidad del modelo y quedarnos solo con los predictores más relevantes. Vamos a aplicar el método *backward*, con el que hemos obtenido buenos resultados tras algunas pruebas. También se podrían haber aplicado *forward* o *stepwise*.

Podemos imprimir tras la aplicación del método de selección de regresores los nombres de las variables con las que ahora opera el modelo, para las cuales obtenemos coeficientes:

```
[1] "(Intercept)"      "total_base_stats" "hp"                "attack"
[5] "defense"          "special_attack"   "special_defense"   "speed"
```

Observamos que nos quedamos únicamente con las variables numéricas, y se eliminan todas las *dummies* que han surgido de los dos predictores categóricos. Por tanto, podemos afirmar que las variables **generation** y **category** no tienen especial influencia en el tipo del Pokémon, como puede ser comprensible (el juego en el que primero haya aparecido el Pokémon o su categoría no deberían tener relación con el tipo).

Así, obtenemos como resultado 17 modelos, uno por cada clase que no sea la de referencia. Cada uno explica el logaritmo de las odds de pertenecer a un tipo concreto frente a pertenecer al normal. Además, las variables que influyen en cada uno de estos modelos son las numéricas (“total”, puntos de salud, ataque, etc.).

5.3. Validación del modelo

Para este apartado, vamos a obtener predicciones con el modelo entrenado, tanto en instancias de entrenamiento como de test. Así, podremos ver su funcionamiento tanto con los datos con los que se ha construido, como con otros datos desconocidos (pero para los cuales tenemos sus valores reales del tipo). El objetivo es estudiar si el modelo ofrece buenas predicciones en general, o si, por el contrario, subajusta o sobreajusta.

No obstante, antes de nada, vamos a medir la significación del modelo comparando la devianza del modelo completo frente a la del nulo. Trabajamos con el conjunto de entrenamiento. Esta diferencia sigue una distribución Chi-cuadrado con grados de libertad dados por $n - 1 - (n - k - 1)$, siendo n el tamaño de la muestra con la que trabajamos, y k el número de coeficientes usados en la regresión. A partir de esto, obtenemos un p-valor que nos permite validar o rechazar la hipótesis de no significatividad del modelo:

[1] 9.409857e-108

Vemos que el p-valor nos sale prácticamente 0, por lo que no tenemos evidencia suficiente como para rechazar la hipótesis nula de no significatividad, concluyendo que el modelo obtenido con el proceso “backward” es significativo.

Ahora pasamos a hacer predicciones con el modelo. Como pruebas individuales, vamos a tomar dos Pokémon cualesquiera, uno del conjunto de entrenamiento y otro del de test, para ver cómo funciona. Por supuesto, esto no será relevante a la hora de estimar la bondad del modelo, dado que solo estamos evaluándolo con un dato de cada conjunto.

La estimación para Charizard, del conjunto de test, sale:

Table 7: Probabilidades de pertenencia de Charizard a cada tipo

	x
normal	0.0486216
bug	0.0543107
dark	0.0403730
dragon	0.0394947
electric	0.1227250
fairy	0.0339133
fighting	0.0015845
fire	0.1113317
flying	0.0089537
ghost	0.0441961
grass	0.0962537
ground	0.0029091
ice	0.0360089
poison	0.0379338
psychic	0.1266588
rock	0.0153321
steel	0.0237335
water	0.1556657

Podemos observar que las probabilidades de pertenencia son altas en los tipos: eléctrico, fuego, psíquico y agua; siendo el tipo agua el que prevalecería. No obstante, Charizard es de tipo fuego, por lo que se trata de un fallo. Aun así, la probabilidad de pertenencia al tipo fuego es de las más altas, por lo que el modelo se queda cerca. Los fallos son comprensibles debido a la gran cantidad de tipos (clases) que hay, ya que las diferencias entre una clase y otra terminan siendo por centésimas o milésimas en la probabilidad obtenida.

Estudiamos ahora las probabilidades de pertenencia a cada tipo del Pokémon Cacturne, de tipo planta, perteneciente al conjunto de entrenamiento:

Table 8: Probabilidades de pertenencia de Cacturne a cada tipo

	x
normal	0.0154589
bug	0.0285472
dark	0.0614757
dragon	0.0935811
electric	0.1219582
fairy	0.0107632
fighting	0.0024026
fire	0.1853677
flying	0.0032064
ghost	0.0531246
grass	0.1950285
ground	0.0026020
ice	0.0114067
poison	0.0112488
psychic	0.0439178
rock	0.0306517
steel	0.0180308
water	0.1112281

En este caso, está bastante claro que el tipo con más probabilidad es el planta (“grass”). El modelo estima con un 20% de seguridad (frente al resto de clases) que Cacturne es de tipo planta, tratándose entonces de un acierto.



Figure 9: Cacturne, Pokémon de tipo planta perteneciente a nuestro conjunto de entrenamiento, que el modelo clasifica correctamente.

Podemos tratar de realizar un análisis más detallado obteniendo las matrices de confusión del dataset de training y de test. Cabe tener en cuenta que en las columnas se indica el valor de las predicciones y, en las filas, el real.

Table 9: Matriz de confusión en training

	normal	bug	dark	dragon	electric	fairy	fighting	fire	flying	ghost	grass	ground	ice	poison	psychic	rock	steel	water
normal	56	3	0	2	2	0	0	0	0	0	4	1	0	0	3	0	0	31
bug	13	15	0	2	5	0	2	0	0	0	9	0	0	0	4	7	0	19
dark	6	3	0	0	4	0	1	3	0	0	2	0	0	0	1	2	0	10
dragon	5	2	0	4	1	0	3	1	0	0	0	0	0	0	3	2	1	5
electric	9	1	0	1	9	0	0	1	0	1	4	0	0	0	6	0	0	14
fairy	3	2	0	0	2	0	0	1	0	0	1	0	0	0	7	0	0	9
fighting	12	0	0	0	1	0	6	0	0	0	1	3	0	0	0	0	0	3
fire	9	0	0	2	2	0	1	2	0	0	4	0	0	0	5	0	3	18
flying	4	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3
ghost	4	3	0	0	2	0	0	0	0	3	4	1	0	0	5	2	1	5
grass	11	3	0	1	3	0	1	0	0	0	13	0	0	0	5	7	2	35
ground	12	3	0	0	0	0	0	1	0	0	1	6	0	0	0	7	0	3
ice	3	0	0	0	1	0	0	0	0	0	2	0	0	0	5	2	0	10
poison	11	3	0	0	1	0	0	0	0	1	1	0	0	0	2	0	2	7
psychic	4	2	0	0	3	0	1	1	0	1	2	0	0	0	14	0	0	23
rock	5	5	0	1	0	0	2	0	0	1	2	3	0	0	2	13	3	8
steel	3	6	0	0	0	0	0	1	0	1	3	0	0	0	2	5	6	2
water	21	5	0	0	5	2	0	0	0	0	8	0	0	0	4	5	0	63

Table 10: Matriz de confusión en test

	normal	bug	dark	dragon	electric	fairy	fighting	fire	flying	ghost	grass	ground	ice	poison	psychic	rock	steel	water
bug	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	1	0	2
dark	4	0	0	1	2	0	0	0	0	0	0	1	0	0	1	0	0	4
dragon	4	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	3
electric	1	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	5
fairy	3	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1
fighting	5	2	0	0	1	0	1	0	0	0	1	1	0	0	0	2	0	1
fire	1	0	0	1	1	0	2	1	0	0	1	0	0	0	0	0	0	13
flying	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
ghost	1	0	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	2
grass	2	0	1	0	0	0	0	0	0	0	5	0	0	0	2	0	0	12
ground	1	2	0	0	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	3	0	0
ice	2	0	0	1	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	3
normal	11	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4
poison	2	2	0	0	1	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	0	7
psychic	3	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	4	0	0	1
rock	2	3	0	0	0	0	0	0	0	1	0	0	0	0	1	2	1	3
steel	0	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	3	1	2
water	8	2	0	1	1	0	0	0	0	0	0	0	0	0	2	1	1	5

Aunque la representación no es muy clara debido a las dimensiones de la matriz y el amplio número de clases, podemos obtener algunas conclusiones:

- En *training*, el modelo tiende a equivocarse en Pokémon de tipo agua. Concretamente, se tiende a predecir tipo agua con mucha más frecuencia que los demás, lo que hace que muchas observaciones en todos los grupos se clasifiquen mal como “falsos tipo agua”. Quizás se podría solucionar penalizando la clasificación en tipo agua de alguna forma, para que sólo se clasificaran como agua aquellos Pokémon que tengan una probabilidad especialmente alta en ese tipo. En *test*, se puede observar también esta tendencia.
- Algo similar ocurre con el tipo “normal”. En ambos casos, hay bastantes aciertos (es decir, Pokémon de tipo agua o normal que detecta como tal). Por tanto, podemos decir que el modelo detecta aceptablemente las observaciones de tipo normal y agua, pero su fiabilidad al predecir estos dos tipos es baja. Esto es signo de alta sensibilidad pero baja precisión en estas dos clases.

- Este fenómeno en esas dos clases provoca que, tanto en *training* como más notablemente en *test*, las predicciones en el resto de clases tengan un rendimiento bastante malo. Esto se debe a la acumulación de errores al predecir “normal” y “agua”, ya que hace que no haya suficientes predicciones en el resto de tipos y, por tanto, no se acierte en ellos.
- No obstante, podemos pensar que, como nos ha ocurrido en el fallo de antes, es posible que, en los fallos, la probabilidad de pertenencia al tipo verdadero destaque sobre las demás (aunque la probabilidad del tipo erróneo la supere, tal como ocurría con Charizard). Si midiéramos el rendimiento a través de las probabilidades, u ofreciéramos como salida los dos o tres posibles tipos más probables, quizás obtendríamos mejores resultados.

Por último, podemos calcular la *accuracy* (exactitud) como el grado de acierto general del modelo en *training* y *test*. Esta medida no será muy representativa, ya que hemos visto que las clases no están equilibradas y el modelo funciona mejor para los tipos “normal” y “agua”. Aun así, la *accuracy* en *training* es de:

[1] 0.2560976

Y en *test* es de:

[1] 0.08292683

Podemos observar que, a pesar del mejor funcionamiento del modelo en algunas clases, obtenemos un rendimiento bastante malo. Además, percibimos un claro sobreajuste del modelo a los datos de entrenamiento, debido a que el rendimiento en *test* es pésimo.

Concluimos que, si nos quedamos exclusivamente con la salida del regresor multinomial, el modelo que obtenemos no es para nada útil en la identificación del tipo de los Pokémon. Podríamos ver si las probabilidades que se obtienen al aplicar el modelo nos dan alguna información relevante.

6. Conclusiones

El análisis estadístico de la Pokédex nacional ha permitido explorar las características de los Pokémon desde diferentes perspectivas, revelando patrones y relaciones ocultas en los datos. A través del uso de técnicas multivariantes, como el análisis de componentes principales y el análisis de cluster, hemos identificado patrones y agrupamientos significativos entre los Pokémon, que no solo reflejan sus estadísticas generales, sino también su tipología y categoría.

La segmentación de los Pokémon en función de sus estadísticas ya ha revelado ciertas relaciones ocultas en forma de distinciones en función de la categoría (grupos reducidos de Pokémon aparentemente superiores en términos generales). La identificación de estos patrones es crucial para la planificación estratégica en los combates, ya que proporciona una base sólida para seleccionar los Pokémon más adecuados según sus características.

Además, el análisis de componentes principales ha permitido reducir la dimensionalidad del conjunto de datos, conservando la mayor parte de la información relevante. Esto nos ha permitido visualizar mejor todo el conjunto de datos e interpretar las relaciones entre todas las variables.

Por su parte, quizás el punto más importante del trabajo ha sido la implementación completa de un sistema de recomendación automática e inteligente de Pokémon basado en análisis cluster. Se ha conseguido identificar grupos de Pokémon en base puramente a sus estadísticas, y se ha procedido a su interpretación exhaustiva, para lo cual el análisis de componentes principales ha jugado un papel primordial. Esta ha sido la base del algoritmo propuesto, donde se ha incorporado también análisis discriminante, y que ha terminado teniendo bastante éxito y una muy acentuada aplicación práctica. Se ha puesto de manifiesto cómo la combinación de tres técnicas básicas de estadística multivariante puede dar lugar a un método relativamente sencillo y muy eficaz que permite a un jugador inexperto completar su equipo Pokémon en base a distintos criterios. Por supuesto, es extensible a otros ámbitos fuera de los videojuegos: equipos deportivos, aplicaciones de música online, plataformas de *streaming*, etc.

Finalmente, el uso de la regresión multinomial, aplicada para clasificar a los Pokémon según su tipo principal, ha añadido una capa supervisada al análisis. Este enfoque nos ha permitido construir un modelo predictivo que, aunque presenta ciertas limitaciones en cuanto a precisión y rendimiento debido a la gran cantidad de tipos posibles, ha mostrado cómo las variables numéricas influyen significativamente en

la clasificación de los Pokémon por tipo. Puede que, cambiando el enfoque en la interpretación o presentación de los resultados, dé lugar a una herramienta más útil; aunque también es un ejemplo de cómo no todas las técnicas son directamente aplicables en cualquier dataset.

En conjunto, este trabajo ilustra cómo las técnicas estadísticas pueden aplicarse a contextos diversos, incluso en entornos lúdicos, para extraer información valiosa y apoyar la toma de decisiones. Más allá, hemos observado cómo el éxito de una franquicia que se ha mantenido en boca de todos durante las últimas tres décadas no es cuestión de suerte, sino que encierra una compleja base matemática y estadística. Estas páginas son tan solo la “punta del iceberg” de la complejidad que entrañan estos juegos, y aún queda un enorme número de variables y relaciones a explorar con las que podemos aplicar infinidad de distintas técnicas y obtener resultados de mayor calibre.