İçindekiler

[**Intro to Machine Learning** 2](#_Toc44722653)

[**How Models Work (Modeller Nasıl Çalışır?)** 2](#_Toc44722654)

[Giriş 2](#_Toc44722655)

[Decision Tree’nin Geliştirilmesi 3](#_Toc44722656)

[**Basic Data Exploration (Basit Veri Keşfi)** 5](#_Toc44722657)

[Verilerinizi Tanımak için Pandas Kullanımı 5](#_Toc44722658)

[Interpreting Data Description (Verilerin Yorumlanması) 6](#_Toc44722659)

[Excercise: Explore Your Data 7](#_Toc44722660)

[**Your First Machine Learning Model** 9](#_Toc44722661)

[Selecting Data for Modeling (Modelleme için Veri Seçmek) 9](#_Toc44722662)

[Choosing "Features" (Özellik Seçimi) 10](#_Toc44722663)

[Building Your Model (Model Oluşturma) 12](#_Toc44722664)

[Exercise: Your First Machine Learning Model 14](#_Toc44722665)

[Model Validation (Model Geçerliliği) 18](#_Toc44722666)

[Model Validation Nedir? 18](#_Toc44722667)

[The Problem with "In-Sample" Scores 20](#_Toc44722668)

[Coding It 20](#_Toc44722669)

[Wow! 20](#_Toc44722670)

[Exercise: Model Validation 21](#_Toc44722671)

[Underfitting and Overfitting 25](#_Toc44722672)

[Farklı Modellerle Deneme 25](#_Toc44722673)

[Examples 27](#_Toc44722674)

[Sonuç 28](#_Toc44722675)

[Exercise: Underfitting and Overfitting 29](#_Toc44722676)

[Kaynaklar 31](#_Toc44722677)

**Intro to Machine Learning**

Makine öğrenmesindeki temel fikirleri öğrenin ve ilk modellerinizi oluşturun.

**How Models Work (Modeller Nasıl Çalışır?)**

Giriş

Makine öğrenimi modellerinin nasıl çalıştığına ve nasıl kullanıldıklarına genel bir bakışla başlayacağız. Daha önce istatistiksel modelleme veya makine öğrenimi yaptıysanız bu temel görünebilir. Endişelenmeyin, yakında güçlü modeller oluşturmaya devam edeceğiz.

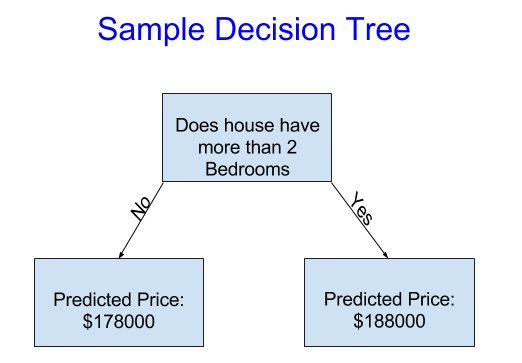
Bu mikro kurs, aşağıdaki senaryodan geçerken modeller oluşturmanızı sağlayacaktır:

Kuzeniniz gayrimenkul konusunda spekülasyonlarla milyonlarca dolar kazandı. Veri bilimine gösterdiğiniz ilgi nedeniyle sizinle iş ortağı olmayı teklif etti. Parayı tedarik edecek ve çeşitli evlerin ne kadar değerli olduğunu tahmin eden modeller sunacaksınız.

Kuzeninize geçmişte gayrimenkul değerlerini nasıl tahmin ettiğini soruyorsunuz. Ve bunun sadece sezgi olduğunu söylüyor. Ancak daha fazla sorgulama, geçmişte gördüğü evlerden fiyat örüntülerini belirlediğini ve bu kalıpları düşündüğü yeni evler için tahminler yapmak için kullandığını ortaya koyuyor.

Makine öğrenimi de aynı şekilde çalışır. Decision Tree adlı bir modelle başlayacağız. Daha doğru tahminler veren meraklı modeller var. Ancak Decision Tree’lerin anlaşılması kolaydır ve bunlar veri bilimindeki en iyi modellerin bazıları için temel yapı taşıdır.

Basitlik için, mümkün olan en basit karar ağacıyla başlayacağız.



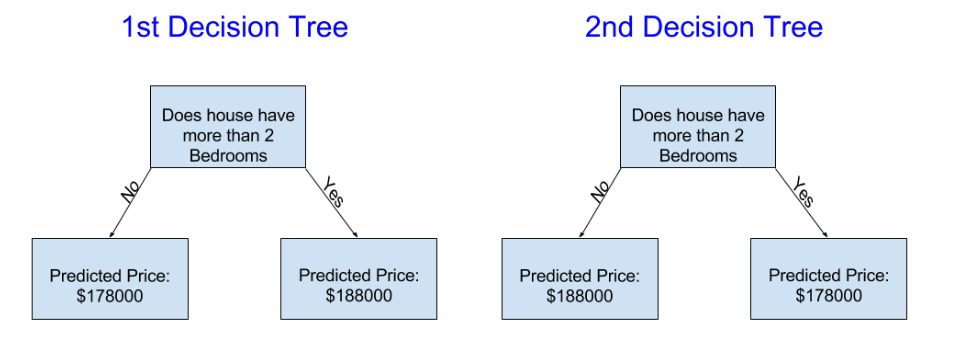
Evleri sadece iki kategoriye ayırır. Dikkate alınan herhangi bir ev için tahmini fiyat, aynı kategorideki evlerin tarihsel ortalama fiyatıdır.

Verileri, evlerin iki gruba nasıl ayrılacağına karar vermek için ve sonra her grupta öngörülen fiyatı belirlemek için kullanıyoruz. Verilerden pattern yakalamanın bu adımına, modelin fit edilmesi(**fitting**) veya train edilmesi(**training**) denir. Modelin **fit** edilmesi için kullanılan verilere **training data** denir.

Modelin nasıl **fit** edildiğine dair ayrıntılar (örneğin, verilerin nasıl bölüneceği) daha sonra kullanmak üzere kayıt edeceğimiz kadar karmaşıktır. Model **fit** edildikten sonra, yeni evlerin fiyatlarını **predict** edebilmek için yeni verilere uygulayabilirsiniz.

Decision Tree’nin Geliştirilmesi

Aşağıdaki iki karardan hangisinin gayrimenkul eğitim verilerinin fit edilmesinden kaynaklanması daha olasıdır?



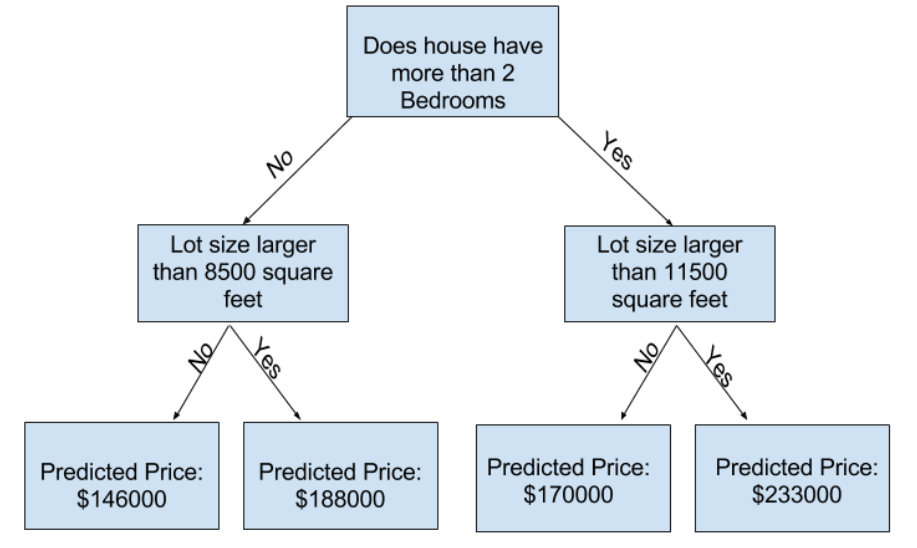
Soldaki karar ağacı (Decision Tree 1) muhtemelen daha mantıklıdır, çünkü daha fazla yatak odası olan evlerin daha az yatak odası olan evlerden daha yüksek fiyatlarla satılma eğiliminde olduğu gerçeğini yakalar.

Bu modelin en büyük eksikliği, banyo sayısı, lot büyüklüğü, konum vb. gibi ev fiyatını etkileyen çoğu faktörü yakalamamasıdır.

Daha fazla "splits(bölme)" olan bir ağaç kullanarak daha fazla faktör yakalayabilirsiniz.

Bunlara "deeper(daha derin)" ağaçlar denir.

Her evin toplam lot büyüklüğünü de dikkate alan bir karar ağacı şöyle görünebilir:



Herhangi bir evin fiyatını karar ağacından takip ederek, her zaman o evin özelliklerine karşılık gelen yolu seçerek tahmin edersiniz.

Ev için tahmini fiyat ağacın altındadır.

Altta tahmin yaptığımız noktaya **leaf**(yaprak) denir.

Yapraklardaki splits(bölünmeler) ve values(değerler) veriler tarafından belirlenecektir, bu nedenle çalışacağınız verileri kontrol etmenin zamanı geldi.

**Basic Data Exploration (Basit Veri Keşfi)**

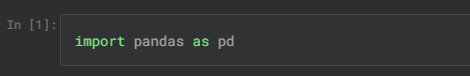
Verilerinizi Tanımak için Pandas Kullanımı

Herhangi bir makine öğrenimi projesinin ilk adımı, verileri tanımaktır.

Bunun için Pandas kütüphanesini kullanacaksınız.

Pandas, bilim insanlarının verileri keşfetmek ve işlemek için kullandığı temel araç verisidir.

Çoğu kişi kodlarında pandas’ı **pd** olarak kısaltır. Bunu şu komutla yapıyoruz:



Pandas kütüphanesinin en önemli kısmı DataFrame'dir.

Bir DataFrame, tablo olarak düşünebileceğiniz veri türünü tutar. Bu, Excel'deki bir sayfaya veya SQL veritabanındaki bir tabloya benzer.

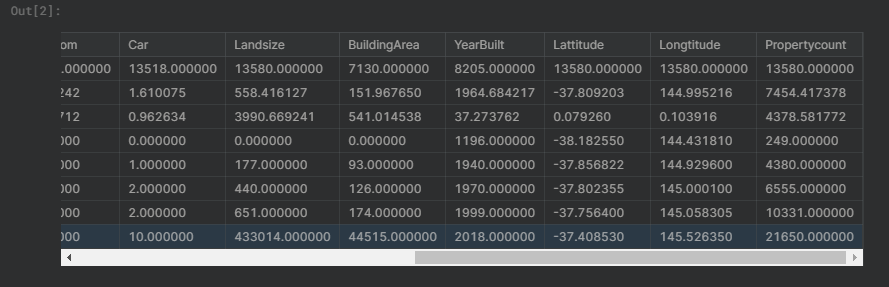
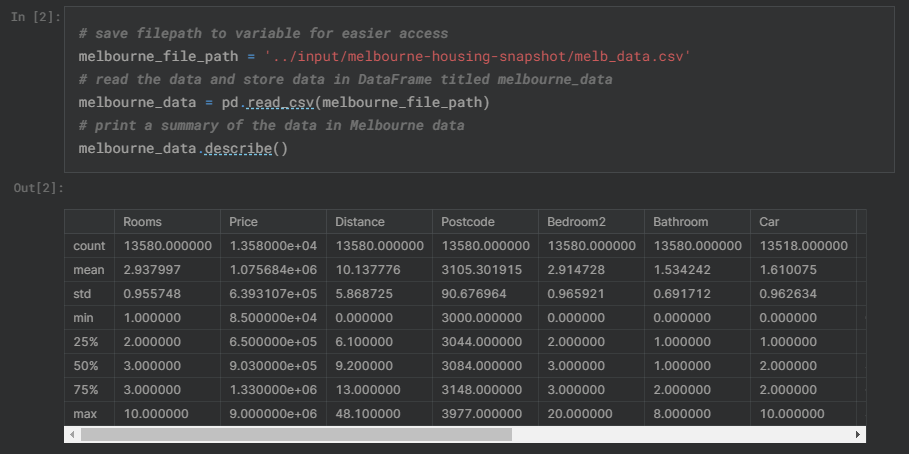
Pandas, bu tür verilerle yapmak isteyeceğiniz birçok şey için güçlü yöntemlere sahiptir.

Örnek olarak, Avustralya, Melbourne'daki ev fiyatları hakkındaki verilere bakacağız. (<https://www.kaggle.com/dansbecker/melbourne-housing-snapshot>)

Uygulamalı alıştırmalarda, aynı işlemleri Iowa'da ev fiyatları olan yeni bir veri kümesine uygulayacaksınız.

Örnek (Melbourne) verileri ../input/melbourne-housing-snapshot/melb\_data.csv dosya yolundadır.

Verileri aşağıdaki komutlarla yükler ve keşfederiz:



Interpreting Data Description (Verilerin Yorumlanması)

Sonuçlar, orijinal veri kümenizdeki her column(sütun) için 8 sayı gösterir.

İlk sayı, **count**, kaç satırın eksik olmayan değerleri olduğunu gösterir.

Eksik değerler birçok nedenden dolayı ortaya çıkar.

Örneğin, 1 yatak odalı bir ev araştırılırken 2. yatak odasının boyutu toplanmaz.

Eksik veriler konusuna geri döneceğiz.

İkinci değer, **mean** olan ortalamadır.

Bunun altında **std**, değerlerin sayısal olarak ne kadar yayıldığını ölçen standart sapmadır.

**Min**, **% 25, % 50, % 75 ve max** değerlerini yorumlamak için, her sütunu en düşükten en yüksek değere doğru sıraladığınızı düşünün.

İlk (en küçük) değer min.

Listenin dörtte birini geçerseniz, değerlerin % 25'inden daha büyük ve değerlerin % 75'inden daha küçük bir sayı bulacaksınız.

Bu **% 25** değeridir ("25. percentile" olarak telaffuz edilir). 50. ve 75. yüzdelikler benzer şekilde tanımlanır ve **max** en büyük sayıdır.

Excercise: Explore Your Data

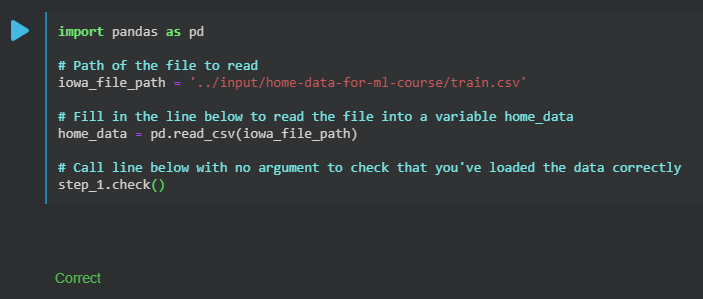
Bu alıştırma, bir veri dosyasını okuma ve verilerle ilgili istatistikleri anlama yeteneğinizi test edecektir.

Daha sonraki alıştırmalarda, verileri filtrelemek, bir makine öğrenme modeli oluşturmak ve modelinizi yinelemeli olarak geliştirmek için teknikler uygulayacaksınız.

Kurs örnekleri Melbourne'den gelen verileri kullanır. Bu teknikleri kendi başınıza uygulayabilmeniz için, bunları yeni bir veri kümesine (Iowa'dan konut fiyatları) uygulamanız gerekecektir.

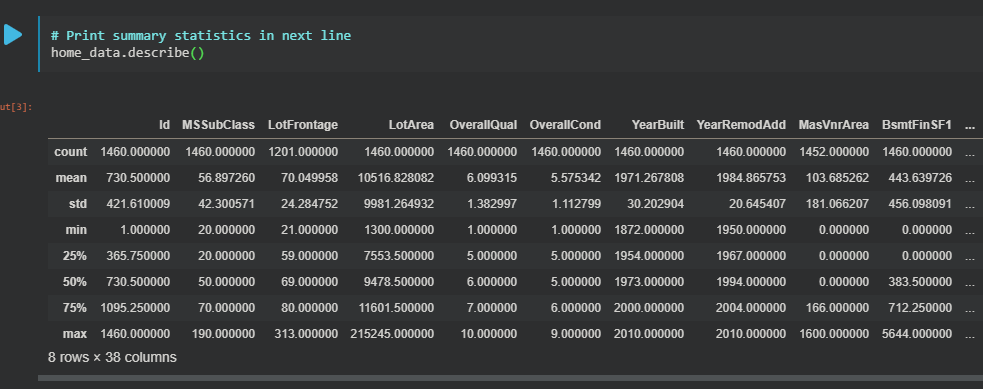
**Step 1: Loading Data (Veri Yükleme)**

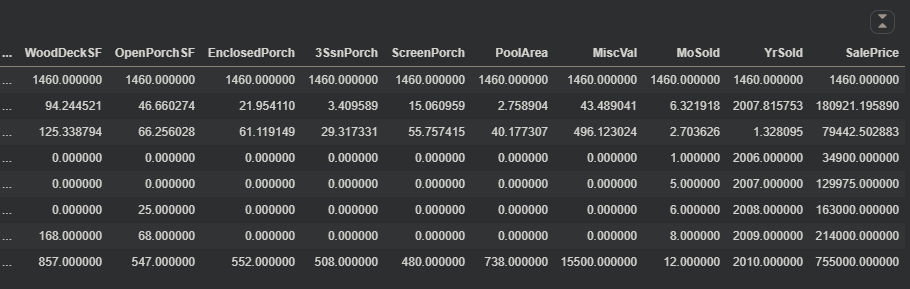
Iowa veri dosyasını home\_data adlı bir Pandas DataFrame'de okuyun.

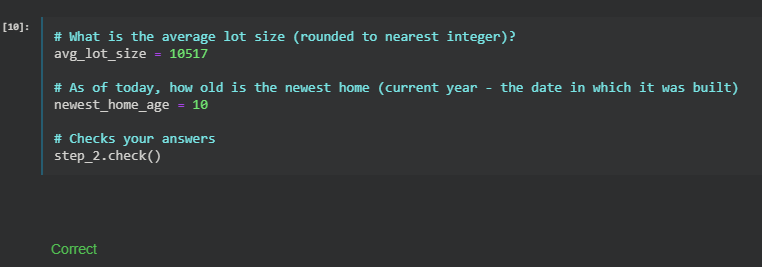


**Step 2: Review The Data (Verileri Gözden Geçirme)**

Verilerin özet istatistiklerini görüntülemek için öğrendiğiniz komutu kullanın. Ardından aşağıdaki soruları cevaplamak için değişkenleri doldurun







**Verilerinizi Düşünün**

Verilerinizdeki en yeni ev o kadar yeni değil. Bunun için birkaç potansiyel açıklama:

1- Bu verilerin toplandığı yeni evler inşa etmediler.

2- Veriler uzun zaman önce toplanmıştır. Veri yayımından sonra inşa edilen evler görünmezdi.

Nedeni yukarıdaki 1. açıklama ise, bu, bu verilerle oluşturduğunuz modele olan güveninizi etkiler mi? 2. neden ise ne olur?

Hangi açıklamanın daha mantıklı olduğunu görmek için verileri nasıl inceleyebilirsiniz?

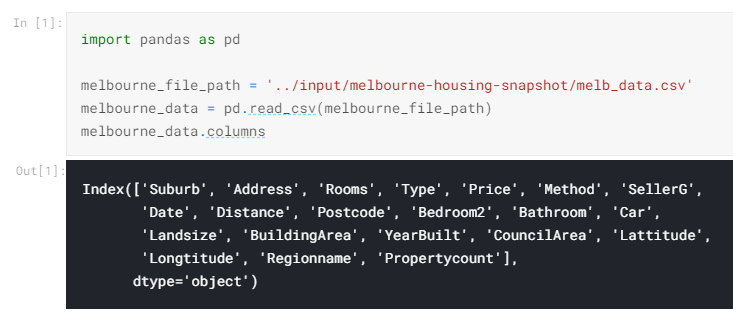
**Your First Machine Learning Model**

Selecting Data for Modeling (Modelleme için Veri Seçmek)

Veri kümenizin, kafanızda canlanması veya güzelce ekrana yazdırmak için çok fazla değişkeni vardı. Bu başa çıkılamaz veri miktarını anlayabileceğiniz bir şeye nasıl ayırabilirsiniz?

Sezgimizi kullanarak birkaç değişken seçerek başlayacağız. Daha sonraki kurslar, değişkenleri otomatik olarak önceliklendirmek için istatistiksel teknikleri gösterecektir.

Değişkenleri / sütunları seçmek için veri kümesindeki tüm sütunların bir listesini görmemiz gerekir. Bu, DataFrame’in **columns** özelliği ile yapılır. (Aşağıdaki kodun alt satırı.)



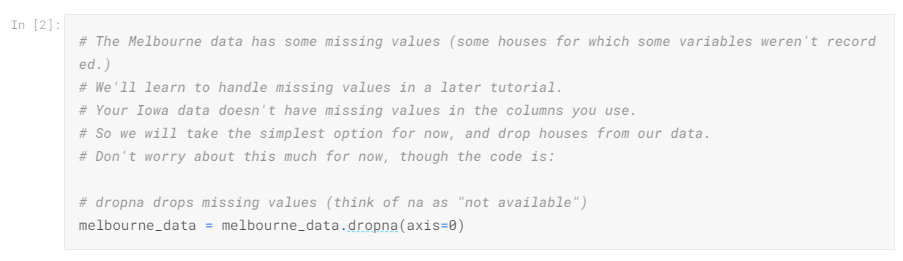
# Melbourne verilerinin bazı eksik değerleri vardır (bazı değişkenlerin kaydedilmediği bazı evler.)

# Daha sonraki bir derste eksik değerleri ele almayı öğreneceğiz.

# Iowa verileriniz, kullandığınız sütunlarda eksik değerlere sahip değildi.

# Şimdilik en basit seçeneği alacağız ve verilerimizden eksik değere sahip evleri düşüreceğiz.

# dropna eksik değerleri düşürüyor (na'yı "mevcut değil" olarak düşünün)



Verilerinizin bir alt kümesini seçmenin birçok yolu vardır. Pandas Micro-Course (<https://www.kaggle.com/learn/pandas>) bunları daha derinlemesine ele alıyor, ancak şimdilik iki yaklaşıma odaklanacağız.

1. "Prediction Target(Tahmin hedefi)"’ni seçmek için kullandığımız nokta gösterimi(dot notation)
2. "Features(Özellikleri)" seçmek için kullandığımız bir sütun listesiyle seçim yapma

**Selecting The Prediction Target (Tahmin Hedefini Seçme)**

**dot-notation** ile bir değişkeni(column) veri setinden çekebilirsiniz. Bu tek sütun, genel olarak yalnızca tek bir column’a sahip DataFrame benzeri bir **Seri**de depolanır.

Tahmin etmek istediğimiz column’u seçmek için dot-notation kullanacağız, buna **prediction target** (tahmin hedefi) denir.

Kural olarak, prediction target (tahmin hedefi) **y** olarak adlandırılır.

Melbourne'deki ev fiyatlarını (price) kaydetmek için gereken kod.



Choosing "Features" (Özellik Seçimi)

Modelimize girilen sütunlara (ve daha sonra tahminlerde kullanılan sütunlara) "features (özellikler)" denir.

Bizim durumumuzda, bunlar ev fiyatını belirlemek için kullanılan sütunlar olacaktır.

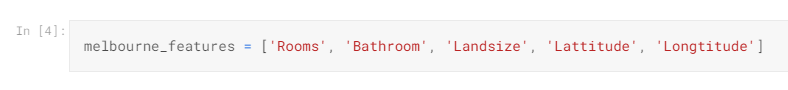
Bazen, target(hedef) hariç tüm sütunları feature(özellik) olarak kullanırsınız. Diğer zamanlarda daha az özellik ile daha iyi olacaksınız.

Şimdilik, sadece birkaç özelliğe sahip bir model oluşturacağız.

Daha sonra, farklı özelliklerle oluşturulan modellerin nasıl tekrarlanacağını ve karşılaştırılacağını göreceksiniz.

Köşeli parantez içine sütun adlarının listesini yazarak birden fazla özellik seçiyoruz. Bu listedeki her öğe bir string (tırnak işaretli) olmalıdır.

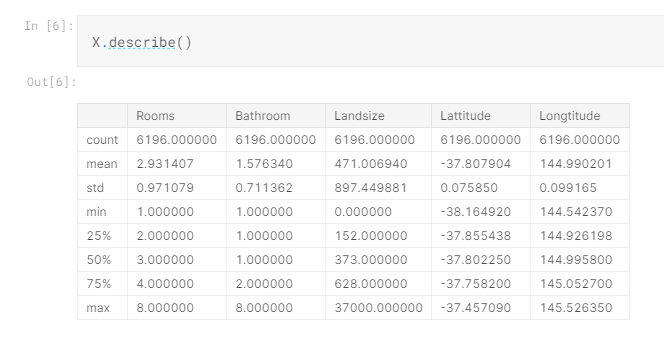
Here is an example:

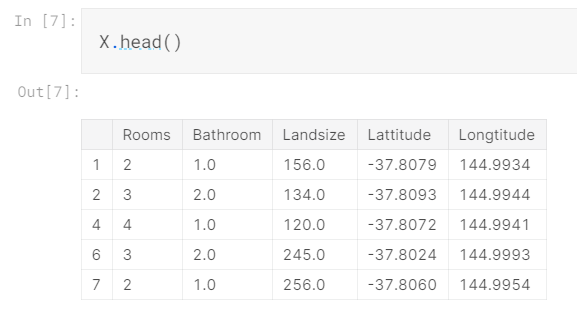


Kural olarak, bu verilere X denir.



En üstteki birkaç satırı gösteren **head** yöntemini ve **describe** yöntemini kullanarak konut fiyatlarını tahmin etmek için kullanacağımız verileri hızlı bir şekilde inceleyelim.





Verilerinizi bu komutlarla görsel olarak kontrol etmek, bir veri bilim insanının işinin önemli bir parçasıdır. Veri kümesinde sıklıkla daha fazla incelemeyi hak eden sürprizler bulacaksınız.

Building Your Model (Model Oluşturma)

Modellerinizi oluşturmak için **scikit-learn** kütüphanesini kullanacaksınız.

Kodlama yaparken, bu kütüphane örnek kodda göreceğiniz gibi **sklearn** olarak yazılır.

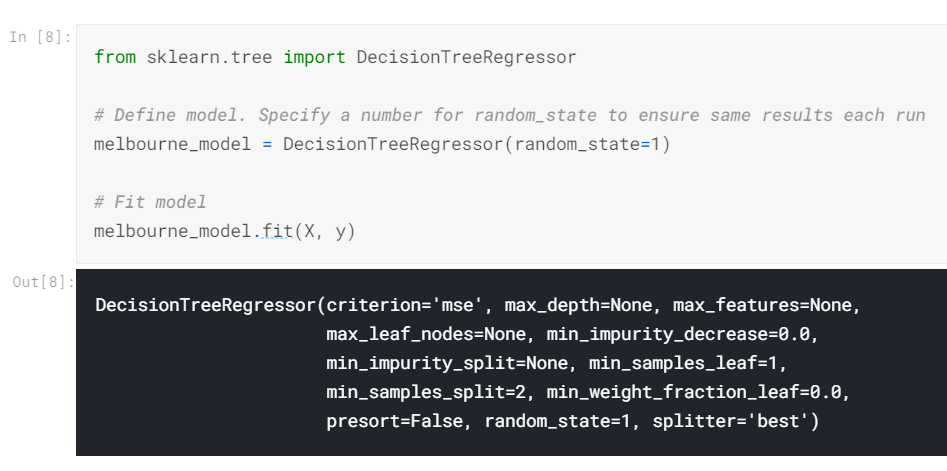
Scikit-learn, tipik olarak DataFrames'da depolanan veri türlerini modellemek için en popüler kütüphanedir.

Bir model oluşturma ve kullanma adımları:

* **define :** Ne tür bir model olacak? Karar ağacı mı? Başka bir model mi? Model tipinin diğer bazı parametreleri de belirtilir.
* **fit :** Sağlanan verilerden pattern(desen) yakalayın. Bu modellemenin kalbidir.
* **predict :** Tahmin
* **evaluate :** Modelin tahminlerinin ne kadar doğru olduğu belirleyin.

İşte **scikit-learn** ile bir **Decision Tree**(Karar Ağaçları)modelini tanımlama ve modeli feature’lara ve target değişkene **fit** etme örneği.

* Modeli tanımlayın. Her çalıştırmada aynı sonuçları sağlamak için random\_state için bir sayı belirtin



**random\_state:** Kodu her çalıştırdığımızda aynı çıktıyı alabilmek için girdiğimiz bir ifade. Örneğin, validation ve training olarak datayı ayırırken Python her seferinde datayı farklı yerlerinden böler, bir random state değeri belirlediğimizde de her çalıştırdığımızda aynı şekilde bölmüş olur ve aynı sonucu vermiş olur. Farklı değerler verdiğinde farklı sonuçlar aldığını göreceksin.

En iyi karar ağacını bulma problemi NP-Complete olarak sınıflandırılan problemlerdendir. Bu tip problemlerin çözümlerinde sezgisel algoritmalar kullanılır. Sezgisel algoritmalarda her kullanıldıklarında en iyi çözümü bulabileceklerini garanti etmezler ve her seferinde farklı sonuçlar üretirler. Dolayısıyla her ağaç inşa ettiğinde ağaç yapısı değişiklik gösterecektir. Modeli her çalıştırdığında aynı ağacı elde etmek istersen **random\_state** parametresini bir tamsayıya eşitlemen gerekir. Hangi tamsayıya eşitlediğinin bir önemi yok .

Birçok makine öğrenimi modeli, model eğitiminde bazı rasgeleliklere izin verir.

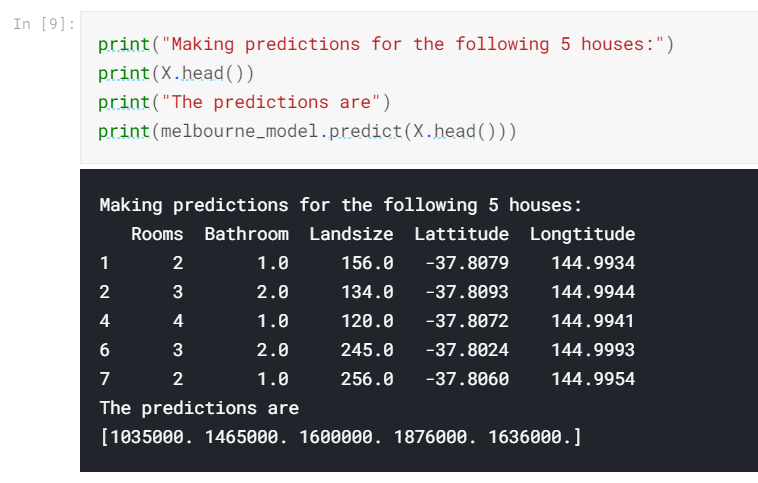
**Random\_state** için bir sayı belirtmek, her çalıştırmada aynı sonuçları almanızı sağlar. Bu iyi bir uygulama olarak kabul edilir.

Herhangi bir sayı kullanabilirsiniz ve model kalitesi tam olarak hangi değeri seçtiğinize bağlı olmayacaktır.

Şimdi tahminler yapmak için kullanabileceğimiz uygun bir modelimiz var.

Uygulamada, halihazırda fiyatlarımız olan evler yerine piyasaya çıkan yeni evler için tahminler yapmak isteyeceksiniz.

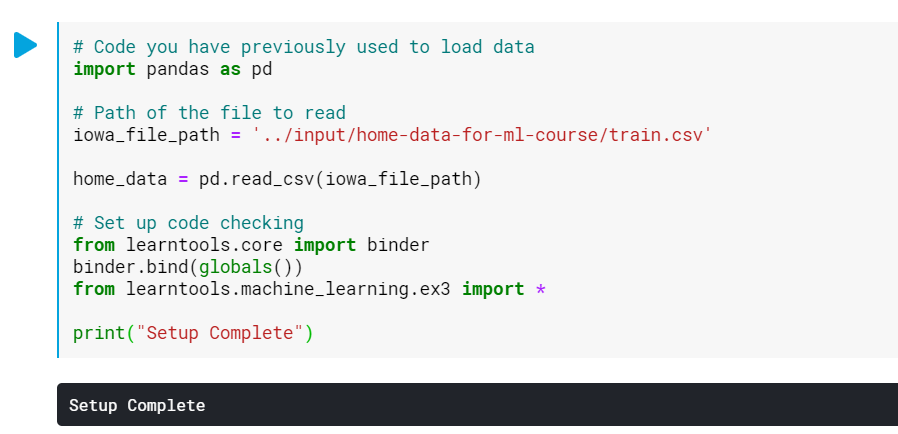
Ancak, tahmin işlevinin nasıl çalıştığını görmek için egzersiz verilerinin ilk birkaç satırı için tahminler yapacağız.



Exercise: Your First Machine Learning Model

**Özet**

Şimdiye kadar, verilerinizi yüklediniz ve aşağıdaki kodla incelediniz. Önceki adımı bıraktığınız yerde kodlama ortamınızı ayarlamak için bu hücreyi çalıştırın.



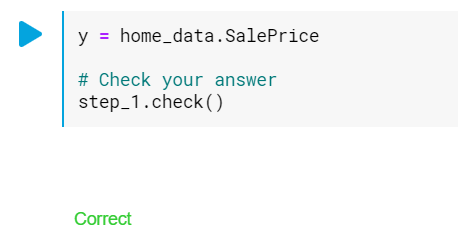
**Exercises**

**Step 1: Prediction Target Belirleme**

Satış fiyatına karşılık gelen hedef değişkeni seçin. Bunu y adlı yeni bir değişkene kaydedin. İhtiyacınız olan sütunun adını bulmak için sütunların bir listesini yazdırmanız gerekir.



Prediction Target’i y’ye tanımladık.

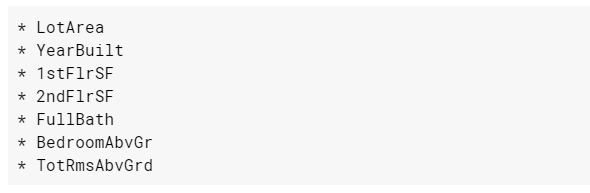


**Step 2: X Oluştur**

Şimdi, predictive feature’ları (tahmin özelliklerini) tutan X adında bir DataFrame oluşturacaksınız.

Orijinal verilerden yalnızca bazı sütunlar istediğiniz için, önce X'de istediğiniz sütunların adlarını içeren bir liste oluşturacaksınız.

Listede yalnızca aşağıdaki sütunları kullanacaksınız :

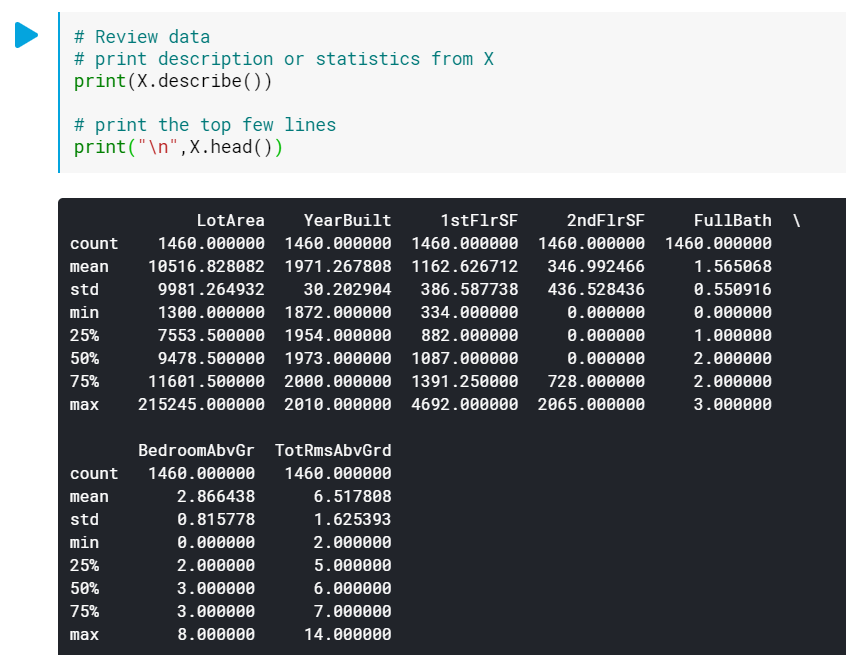
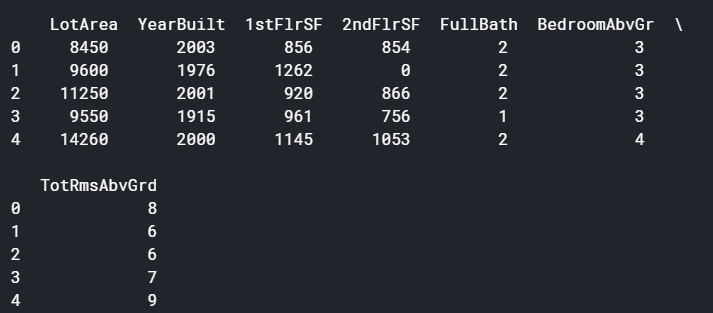


Bu özellik listesini oluşturduktan sonra, modeli fit etmek için kullanacağınız DataFrame'i oluşturmak için kullanın.



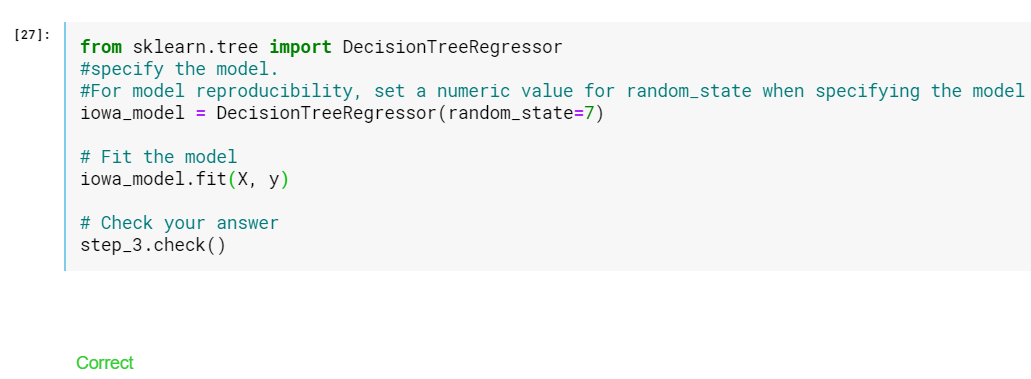
**Verinin İncelenmesi**

Bir model oluşturmadan önce, mantıklı göründüğünü doğrulamak için X'e hızlı bir göz atın.

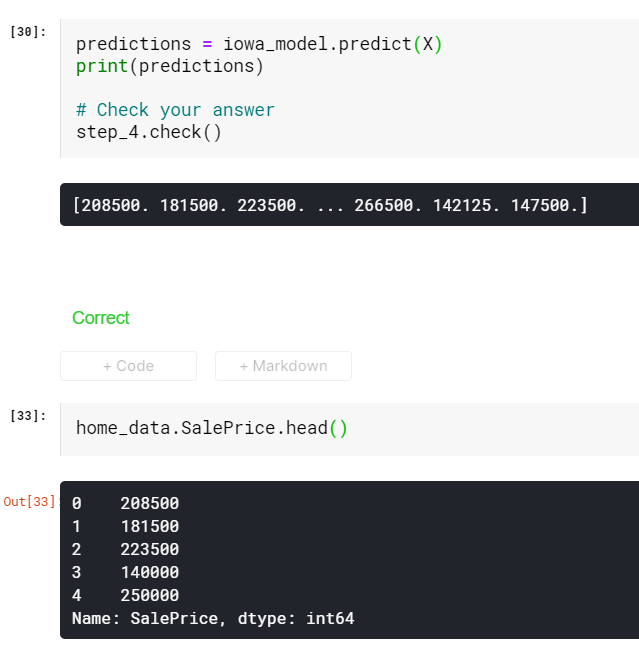
**Step 3: Modelin belirlenmesi ve fit edilmesi**

**DecisionTreeRegressor** oluştur ve iowa\_model’e kaydet. Bu komutu çalıştırmak için **sklearn’de** ilgili import işlemini yaptığınızdan emin olun.



**Step 4: Tahmin Yapma**

Veri olarak **X**'i kullanarak modelin **predict** komutuyla tahminler yapın. Sonuçları **predictions** adı verilen bir değişkene kaydedin.



## Model Validation (Model Geçerliliği)

Bir model oluşturdunuz. Ama bu model ne kadar iyi?

Bu derste, modelinizin kalitesini ölçmek için model validation(model doğrulamayı) kullanmayı öğreneceksiniz. Model kalitesini ölçmek, modellerinizi tekrar tekrar geliştirmenin anahtarıdır.

### Model Validation Nedir?

Oluşturduğunuz hemen hemen her modeli değerlendirmek isteyeceksiniz.

Çoğu uygulamada, model kalitesiyle ilgili ölçü **predictive accuracy**(tahmini doğruluk)’dir.

Başka bir deyişle, modelin tahminleri gerçekte olana yakın olacak mı?

Birçok kişi, tahmin doğruluğunu ölçerken büyük bir hata yapar.

Training data ile tahmin yaparlar ve bu tahminleri training data’daki hedef değerlerle karşılaştırırlar.

Bu yaklaşımla ilgili sorunu ve bir anda nasıl çözüleceğini göreceksiniz, ancak önce bunu nasıl yapacağımızı düşünelim.

Önce model kalitesini anlaşılır bir şekilde özetlemeniz gerekir.

10.000 ev için tahmini ve gerçek ev değerlerini karşılaştırırsanız, muhtemelen iyi ve kötü tahminlerin bir karışımını bulacaksınız.

10.000 tahmini ve gerçek değerin listesine bakmak anlamsız olacaktır. Bunu tek bir metrikte özetlememiz gerekiyor.

Model kalitesini özetlemek için birçok metrik var, ancak **Mean Absolute Error** (Ortalama Mutlak Hata) (MAE olarak da adlandırılır) ile başlayacağız.

Son sözcükten başlayarak bu metriği inceleyelim, error.

Her ev için tahmin hatası:



hata = gerçek değer – tahmin edilen değer

Yani, bir ev 150.000 dolara mal olduysa ve 100.000 dolara mal olacağını tahmin ederseniz, hata 50.000 dolar olacaktır.

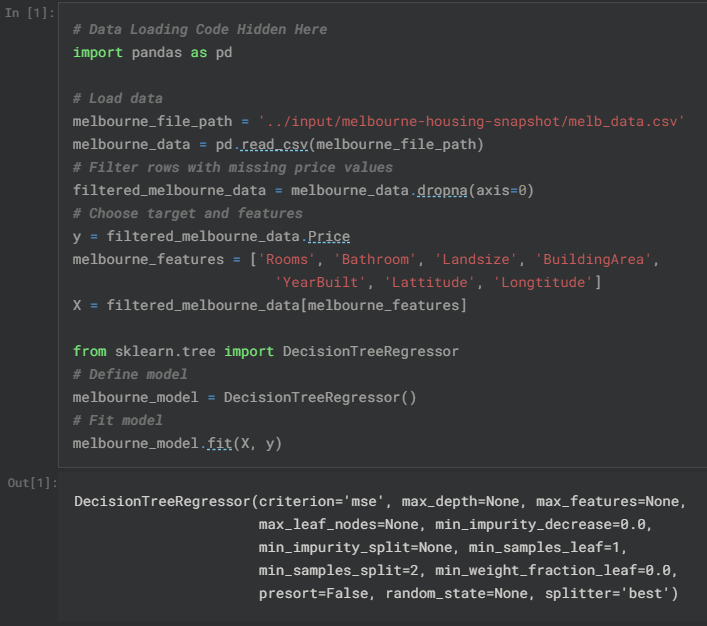
MAE metriğiyle, her bir hatanın mutlak değerini alırız. Bu, her hatayı pozitif bir sayıya dönüştürür.

Daha sonra bu mutlak hataların ortalamasını alırız.

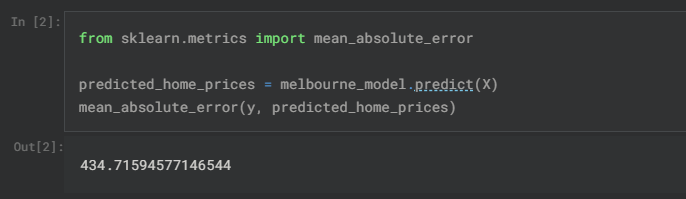
Bu bizim model kalitesi ölçümüzdür. Sade bir dille şöyle denilebilir ;

*Ortalama olarak, tahminlerimiz yaklaşık X civarında.*

MAE'yi hesaplamak için önce bir modele ihtiyacımız var.



Bir modelimiz olduğunda, ortalama mutlak hatayı şu şekilde hesaplıyoruz:



### The Problem with "In-Sample" Scores

Yeni hesapladığımız ölçüme "in-sample" score’u denilebilir. Hem modeli oluşturmak hem de değerlendirmek için tek bir "sample (örnek)" ev kullandık. Bu yüzden bu kötü bir tercihti.

Büyük emlak piyasasında kapı renginin ev fiyatıyla ilgisi olmadığını düşünün.

Ancak, modeli oluşturmak için kullandığınız veri örneğinde, yeşil kapıya sahip tüm evler çok pahalıydı.

Modelin işi, ev fiyatlarını tahmin eden pattern’ler bulmaktır, bu yüzden bu pattern’i görecek, ve her zaman yeşil kapılı evler için yüksek fiyatları tahmin edecektir.

Bu model training data’dan türetildiği için, model training datalarında doğru görünecektir.

Ancak, model yeni veriler gördüğünde bu pattern(örüntü) tutmazsa, model pratikte kullanıldığında çok inaccurate(yanlış) olur.

Modellerin pratik değeri yeni veriler üzerinde tahminler yapmaktan geldiğinden, modeli oluşturmak için kullanılmayan verilerdeki performansı ölçeriz.

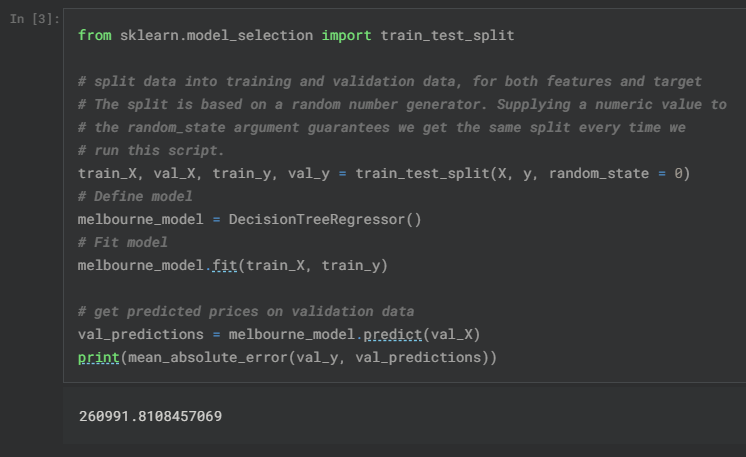
Bunu yapmanın en basit yolu, bazı verileri model oluşturma sürecinden hariç tutmak ve daha sonra bunları, daha önce görmediği veriler üzerinde modelin doğruluğunu test etmek için kullanmaktır.

Bu verilere **validation data** (doğrulama verisi) denir.

### Coding It

Scikit-learn kütüphanesi, verileri iki parçaya bölmek için **train\_test\_split** fonksiyonuna sahiptir.

Bu verilerin bir kısmını modeli fit etmek için *training data* olarak kullanacağız ve diğer verileri **mean\_absolute\_error** değerini hesaplamak için *validation data* (doğrulama verileri) olarak kullanacağız.



### Wow!

in-sample veriler için mean absolute error değerimiz yaklaşık 500 dolardı. out-of-sample verilerde ise 250.000 dolardan fazla.

Bu, neredeyse tamamen doğru olan bir model ile en pratik amaçlar için kullanılamayan bir model arasındaki farktır.

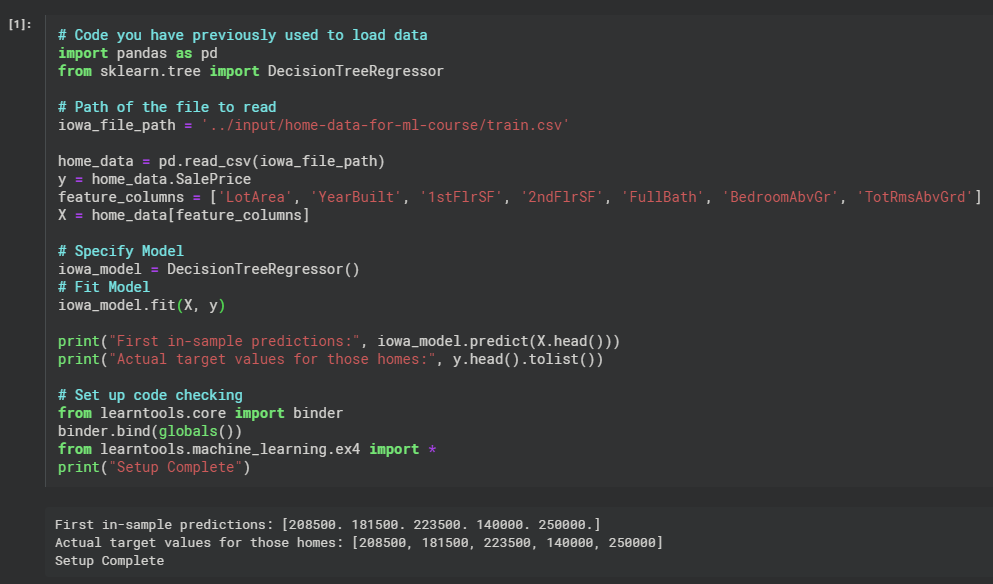
Bir referans noktası olarak, validation data’daki (doğrulama verilerindeki) ortalama ev değeri 1,1 milyon dolar.

Yani yeni verilerdeki hata ortalama ev değerinin dörtte biri kadardır.

Bu modeli geliştirmenin daha iyi feature’lar bulmak veya farklı model türleri bulmayı denemek gibi birçok yolu vardır.

### Exercise: Model Validation

Bir model oluşturdunuz. Bu alıştırmada modelinizin ne kadar iyi olduğunu test edeceksiniz.

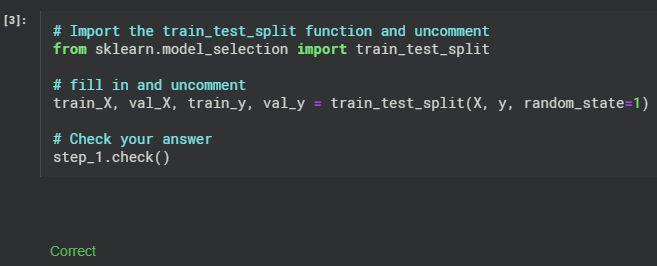


#### Exercises

#### Step 1: Split Your Data (Verinizi Ayırın)

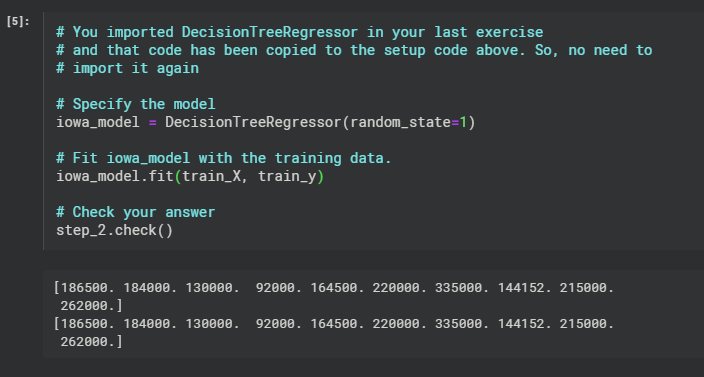
Verilerinizi bölmek için **train\_test\_split** işlevini kullanın.

Hatırlayın, feature’larınız DataFrame X'e yüklenir ve target(hedefiniz) y olarak yüklenir.

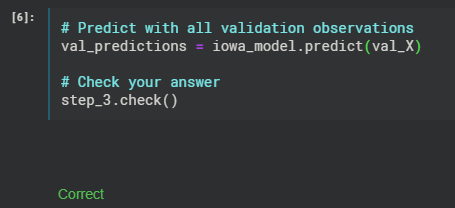


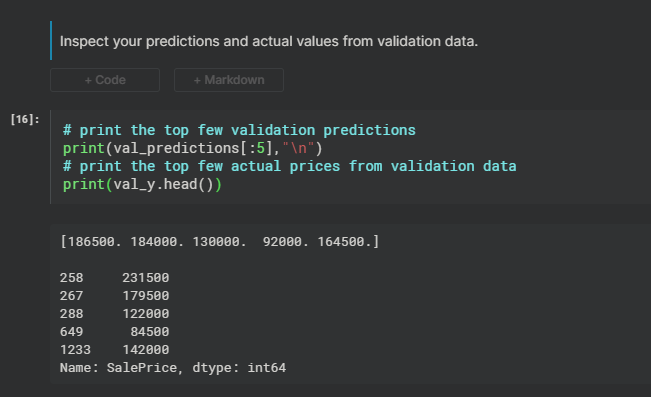
#### Step 2: Specify and Fit the Model (Modeli belirleme ve fit etme)

**DecisionTreeRegressor** modeli oluşturun ve modeli ilgili veriler ile fit edin.



#### Step 3: Make Predictions with Validation Data

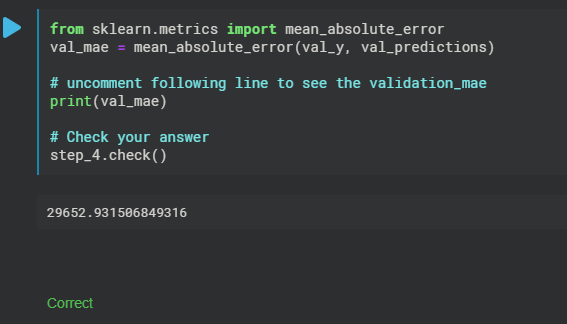




Bu gördüğünüz çıktıların in-sample tahminlerden neden farklı olduğunu anladınız mı?

Validation predictions’ların neden in-sample (veya train) predictions’larından farklı olduğunu hatırlıyor musunuz?

#### Step 4: Calculate the Mean Absolute Error in Validation Data



MAE sonucu iyi mi? Uygulamalar arasında geçerli olan değerlerin genel bir kuralı yoktur. Ancak bir sonraki adımda bu sayının nasıl kullanılacağını (ve geliştirileceğini) göreceksiniz.

## Underfitting and Overfitting

Bu adımın sonunda, **underfitting**(uygun olmayan) ve **overfitting**(fazla uygunluk) kavramlarını anlayacak ve modellerinizi daha doğru hale getirmek için bu fikirleri uygulayabileceksiniz.

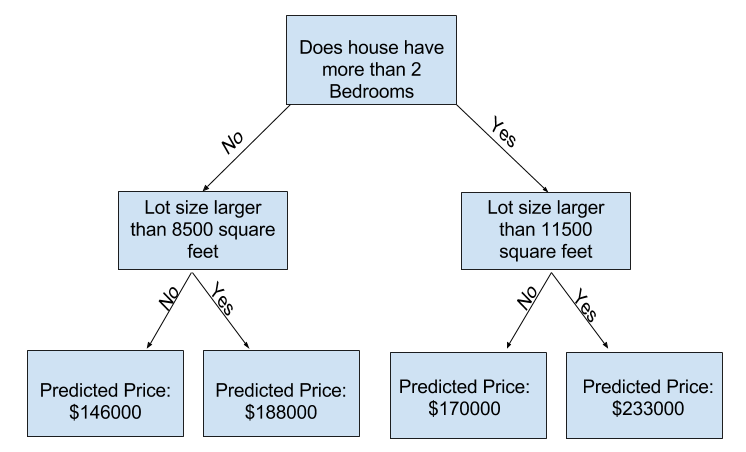
### Farklı Modellerle Deneme

Artık model doğruluğunu ölçmenin güvenilir bir yoluna sahip olduğunuza göre, alternatif modelleri deneyebilir ve hangisinin en iyi tahminleri verdiğini görebilirsiniz.

Peki modeller için hangi alternatifleriniz var?

Scikit-learn'un dökümantasyonunda, Decision Tree modelinin birçok seçeneğe sahip olduğunu görebilirsiniz (isteyeceğinizden veya ihtiyacınız olandan daha fazla).

En önemli seçenekler ağacın derinliğini belirler. Bu mikro kursta ilk dersten, bir ağacın derinliğinin bir tahmine gelmeden önce kaç bölünme yaptığının bir ölçüsü olduğunu hatırlayın. Bu nispeten sığ bir ağaçtır:



Uygulamada, bir ağacın en üst seviyesi (tüm evler) ve bir leaf(yaprak) arasında 10 bölünme olması nadir değildir.

Ağaç derinleştikçe, veri kümesi daha az ev içeren yapraklara dilimlenir.

Bir ağacın sadece 1 bölünmesi varsa, verileri 2 gruba ayırır.

Her grup tekrar bölünürse, 4 grup ev alırdık. Bunların her birini tekrar bölmek 8 grup oluşturacaktır.

Her seviyede daha fazla bölme ekleyerek grup sayısını ikiye katlamaya devam edersek, 10. seviyeye ulaştığımızda 210 ev grubumuz olacak. Bu 1024 yaprak yapar.

Evleri birçok yaprak arasında böldüğümüzde, her yaprakta da daha az ev olur.

Çok az evi olan yapraklar, o evlerin gerçek değerlerine oldukça yakın tahminler yapacak, ancak yeni veriler için çok güvenilir olmayan tahminler yapabilirler (çünkü her tahmin sadece birkaç eve dayanmaktadır).

Bu, bir modelin train(eğitim) verileriyle neredeyse mükemmel şekilde eşleştiği, ancak validation(doğrulama) ve diğer yeni verilerde yetersiz olduğu, **overfitting** takma adı verilen bir fenomendir.

Flip tarafında, eğer ağacımızı çok sığ yaparsak, evleri çok farklı gruplara ayırmaz.

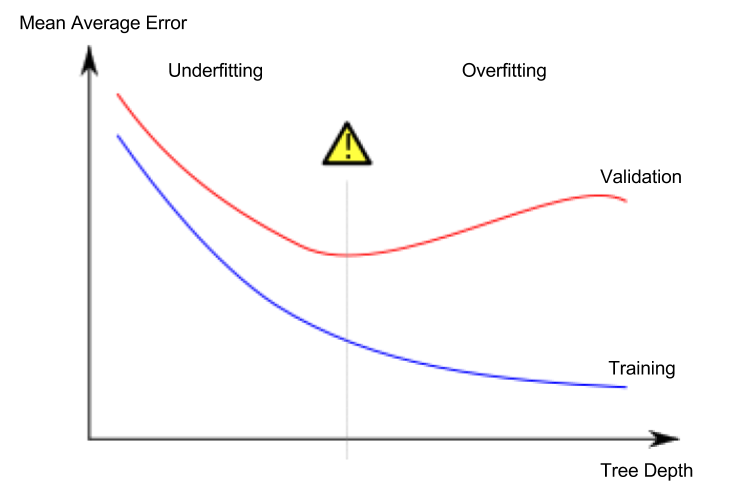
Extreme olarak, bir ağaç evleri sadece 2 veya 4'e ayırırsa, her grubun hala çok çeşitli evleri vardır.

Sonuç tahminleri(predictions), train verilerinde bile çoğu ev için çok uzak olabilir (ve aynı nedenden dolayı validation(doğrulama) da kötü olacaktır).

Bir model verilerdeki önemli ayrımları ve pattern’leri(desenleri) yakalayamadığında, train verilerinde bile yetersiz performans gösterir, buna **underfitting** denir.

Validation data’mızdan(doğrulama verimizden) predict(tahmin) ettiğimiz yeni verilerdeki accuracy’i(doğruluğu) önemsediğimiz için, **underfitting** ve **overfititng** arasındaki tatlı noktayı bulmak istiyoruz.

Görsel olarak, (kırmızı) doğrulama eğrisinin(validation curve) düşük noktasını bulmak istiyoruz.



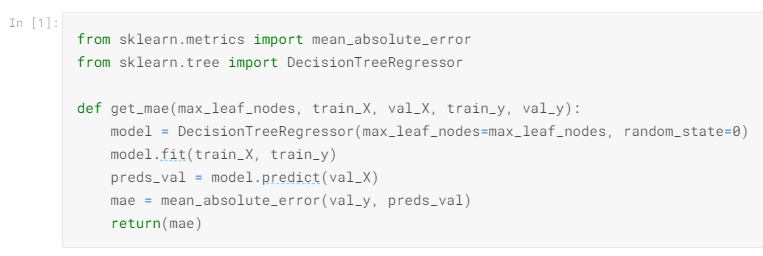
### Examples

Ağaç derinliğini kontrol etmek için birkaç alternatif vardır ve birçoğu ağaçtaki bazı yolların diğer yollardan daha fazla derinliğe sahip olmasına izin verir.

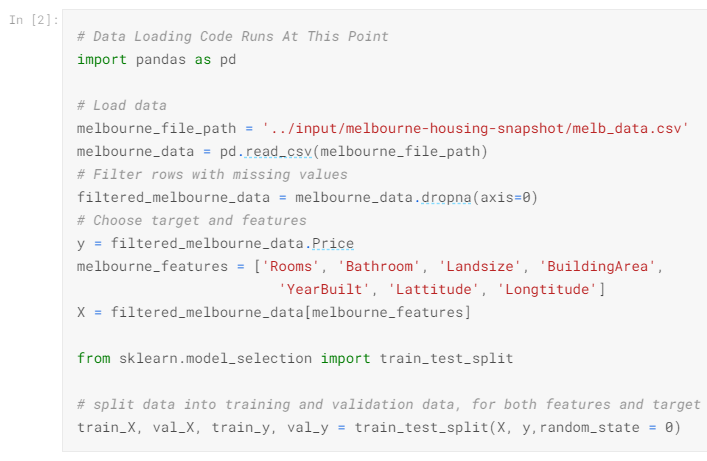
Ancak max\_leaf\_nodes argümanı, overfitting ve underfiting’i kontrol etmek için çok mantıklı bir yol sağlar.

Modelin ne kadar fazla leaf(yaprak) yapmasına izin verirsek, yukarıdaki grafikteki underfitting alanından overfitting alanına o kadar fazla hareket ederiz.

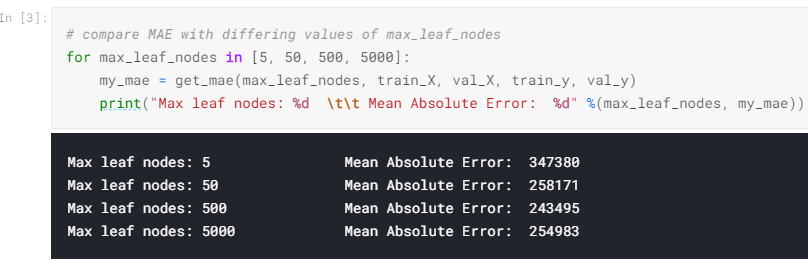
Max\_leaf\_nodes için farklı değerlerden MAE puanlarını karşılaştırmaya yardımcı olması için bir yardımcı program işlevi kullanabiliriz:



Veriler, daha önce gördüğünüz (ve daha önce yazdığınız) kodu kullanarak train\_X, val\_X, train\_y ve val\_y içine yüklenir.



Max\_leaf\_nodes için farklı değerlerle oluşturulan modellerin doğruluğunu karşılaştırmak için bir for-loop kullanabiliriz.



Listelenen seçeneklerden 500, en uygun yaprak sayısıdır.

### Sonuç

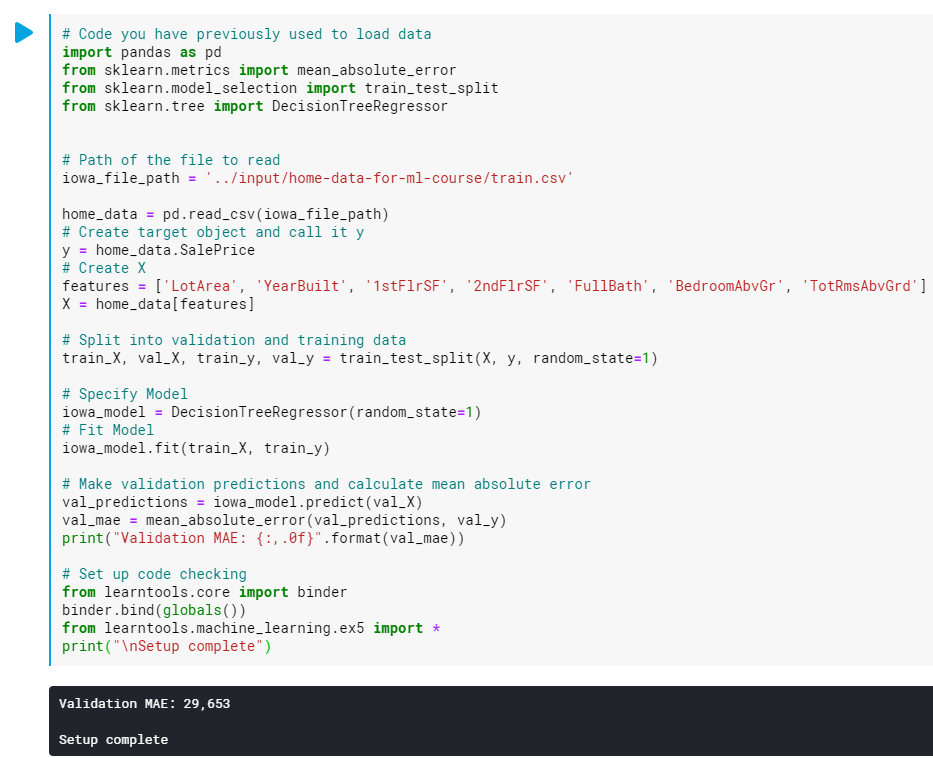
Modeller şunlardan herhangi birine sahip olabilir:

* **Overfitting:** gelecekte tekrarlamayacak sahte pattern(desen)leri yakalamak, daha az doğru tahminlere yol açmak veya
* **Underfitting:** alakalı pattern’leri yakalayamama, yine daha az doğru tahminlere yol açma.

Bir aday modelin doğruluğunu(accuracy) ölçmek için model eğitiminde(train) kullanılmayan **doğrulama(validation)** verilerini kullanıyoruz. Bu, birçok aday modeli denememizi ve en iyisini elde etmemizi sağlar.

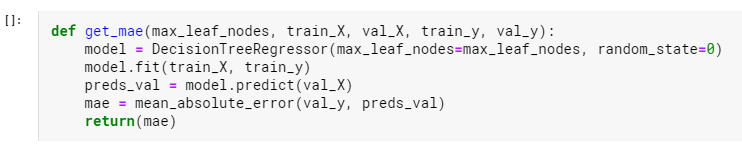
### Exercise: Underfitting and Overfitting

İlk modelinizi oluşturdunuz ve şimdi daha iyi tahminler yapmak için ağacın boyutunu optimize etme zamanı. Önceki adımı bıraktığınız yerde kodlama ortamınızı ayarlamak için bu hücreyi çalıştırın.



#### Exercises

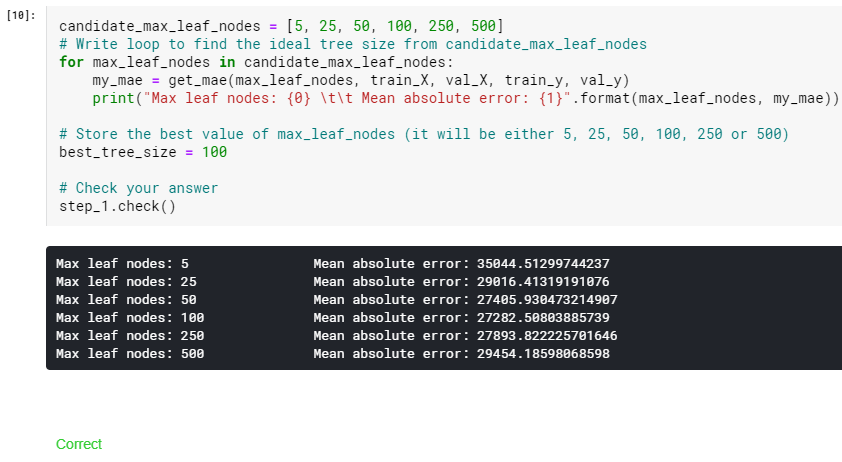
*Get\_mae* fonksiyonunu kendiniz yazabilirsiniz. Şimdilik tedarik edeceğiz. Bu, bir önceki derste okuduğunuz işlevle aynıdır. Aşağıdaki hücreyi çalıştırmanız yeterlidir.



#### Step 1: Compare Different Tree Sizes (Farklı ağaç boyutlarını karşılaştırın)

Bir dizi olası değerden ***max\_leaf\_nodes*** için aşağıdaki değerleri çalıştıran bir döngü yazın.

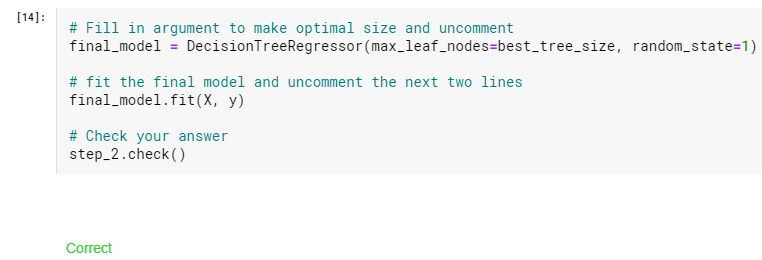
Her max\_leaf\_nodes değerinde get\_mae işlevini çağırın. Çıktıyı, verilerinizde en doğru modeli veren max\_leaf\_nodes değerini seçmenize izin verecek şekilde saklayın.



#### Step 2: Fit Model Using All Data

En iyi ağaç boyutunu biliyorsun. Bu modeli pratikte deploy edecek olsaydınız, tüm verileri kullanarak ve bu ağaç boyutunu koruyarak daha da doğru hale getirirsiniz.

Yani, tüm modelleme kararlarınızı verdiğiniz için doğrulama verilerini saklamanız gerekmez.



Bu modeli ayarladınız ve sonuçlarınızı geliştirdiniz. Ancak hala modern makine öğrenimi standartlarına göre çok karmaşık olmayan *Decision Tree* modellerini kullanıyoruz. Bir sonraki adımda, modellerinizi daha da geliştirmek için **Random Forest** kullanmayı öğreneceksiniz.

# Kaynaklar

* Kaggle – Intro to Machine Learning Course

<https://www.kaggle.com/learn/intro-to-machine-learning>