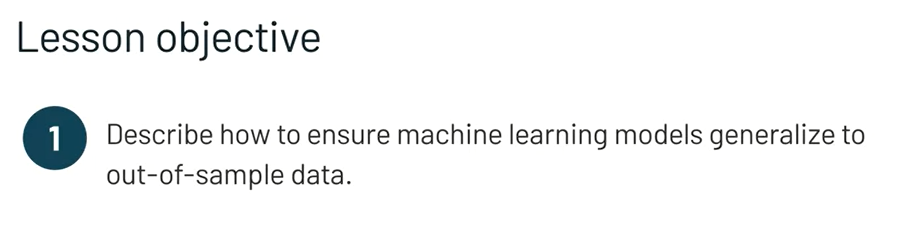
# **Practical Machine Learning**

**Learning Objectives**

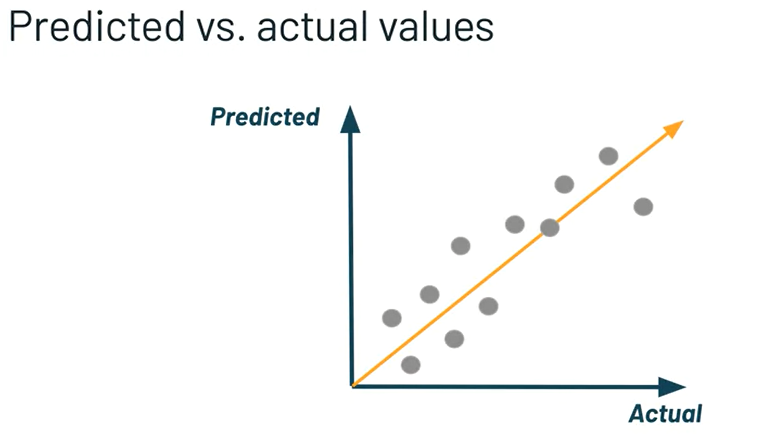
* Describe common machine learning techniques and how to measure their effectiveness.
* Describe and evaluate linear regression for regression problems
* Describe how to ensure machine learning models generalize to out-of-sample data
* Describe and evaluate logistic regression for classification problems
* Describe the decision tree as a tool for supervised learning problems

# **Generalizing Machine Learning Models**

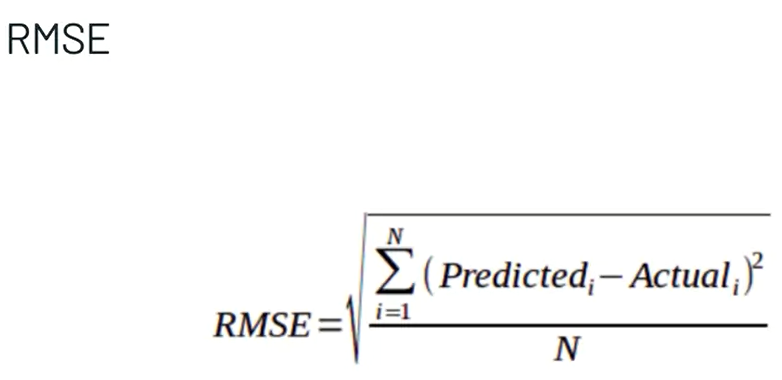
# **A Review of Regression Evaluation**



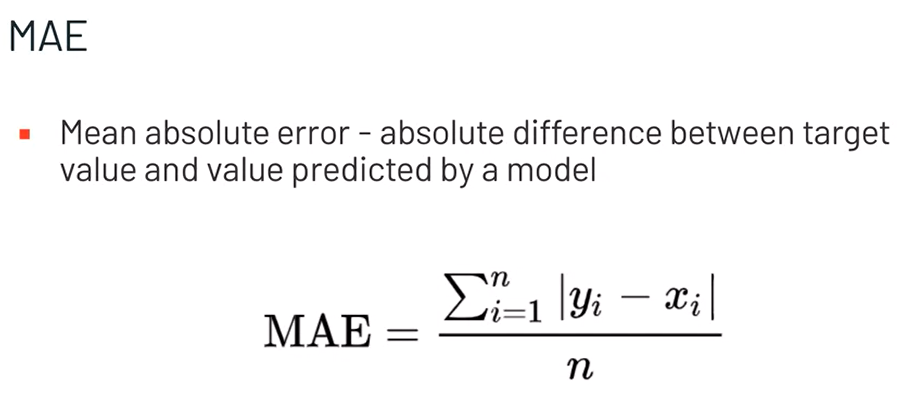
Hi and welcome back. [Merhaba ve tekrar hoş geldiniz.] In the previous lesson, we began looking at machine learning methods. [Bir önceki derste, makine öğrenimi yöntemlerine bakmaya başladık.] We learned about regression modeling and in particular linear regression. [Regresyon modellemeyi ve özellikle lineer regresyonu öğrendik.] In this lesson, we'll describe how to ensure machine learning models generalized to out-of-sample data. [Bu derste, örnek dışı verilere genelleştirilmiş makine öğrenimi modellerinin nasıl sağlanacağını açıklayacağız.] This will make our models useful not just in the development phase, but in the real world too. [Bu, modellerimizi sadece geliştirme aşamasında değil, gerçek dünyada da faydalı hale getirecektir.] We'll start by recalling how we evaluate the accuracy of regression models in this video. [Bu videoda regresyon modellerinin doğruluğunu nasıl değerlendirdiğimizi hatırlayarak başlayacağız.] This will be vitally important in understanding what it means for models to generalize. [Bu, modellerin genelleştirilmesinin ne anlama geldiğini anlamada hayati derecede önemli olacaktır.]



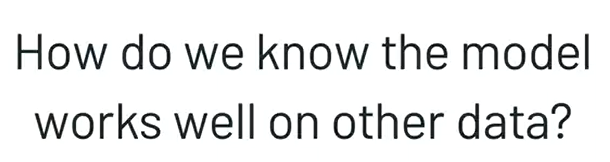
So when we evaluate a regression model, we're evaluating our ability to predict label values. [Dolayısıyla bir regresyon modelini değerlendirdiğimizde, etiket değerlerini tahmin etme yeteneğimizi değerlendiriyoruz.] We can do this by comparing the actual label values to the predicted label values. [Bunu, gerçek etiket değerlerini tahmin edilen etiket değerleriyle karşılaştırarak yapabiliriz.] And while there are a variety of metrics that we can use to do this, they all follow the same principle. [Bunu yapmak için kullanabileceğimiz çeşitli metrikler olsa da, hepsi aynı prensibi takip eder.] The closer the predicted label values are to the actual label values, the better. [Tahmin edilen etiket değerleri gerçek etiket değerlerine ne kadar yakınsa o kadar iyidir.] This means that our model is representing our data. [Bu, modelimizin verilerimizi temsil ettiği anlamına gelir.] We're looking at what's called a predicted versus actual plot right now. [Şu anda tahmin edilene karşı gerçek arsa denilen şeye bakıyoruz.] Predicted versus actual plots give us an opportunity to look at each individual prediction and how it relates to its corresponding actual value. [Tahmin edilene karşı gerçek grafikler bize her bir bireysel tahmine ve bunun karşılık gelen gerçek değeriyle nasıl ilişkili olduğuna bakma fırsatı verir.] A perfect prediction should be equal on the x axis and the y axis, or on the 45 degree line. [Mükemmel bir tahmin, x ekseni ve y ekseninde veya 45 derecelik doğru üzerinde eşit olmalıdır.]



Recall that one of our evaluation metrics is the square root of the mean squared error. [Değerlendirme metriklerimizden birinin, ortalama kare hatasının karekökü olduğunu hatırlayın.] That is, the square root of the sum of all of the squared differences between the predicted values in the actual values. [Yani, gerçek değerlerdeki tahmin edilen değerler arasındaki tüm kare farklarının toplamının karekökü.] We square the error so they don't cancel each other out and to more heavily wait our worst predictions. [Birbirlerini iptal etmemeleri ve en kötü tahminlerimizi daha yoğun bir şekilde beklemeleri için hatayı kareleriz.] And then, we take the square root to make that metrics value more interpretable next to label values. [Ardından, bu metrik değerini etiket değerlerinin yanında daha yorumlanabilir hale getirmek için karekökünü alıyoruz.]



But what if we don't want to place extra weight on our worst predictions? [Ama ya en kötü tahminlerimize fazladan ağırlık vermek istemiyorsak?] In this case we can use mean absolute error. [Bu durumda ortalama mutlak hatayı kullanabiliriz.] This is just the average absolute distance between the prediction in the actual value. [Bu, gerçek değerdeki tahmin arasındaki ortalama mutlak mesafedir.] Since we aren't squaring, it's crucial to take the absolute value here, to ensure that are positive errors and our negative errors don't cancel one another out. [Kare almadığımız için, pozitif hataların ve negatif hatalarımızın birbirini iptal etmemesini sağlamak için burada mutlak değeri almak çok önemlidir.]



So what does all of this have to do with model generalization? [Peki tüm bunların model genellemesi ile ne ilgisi var?] Well, we're assessing the quality of our models, but were conducting that assessment on the same data that we trained our model within the first place, the training data. [Modellerimizin kalitesini değerlendiriyoruz, ancak bu değerlendirmeyi, modelimizi eğittiğimiz aynı veriler üzerinde, ilk etapta eğitim verileri üzerinde yapıyorduk.] Instead, we want to know how our model performs on data that it hasn't learned from. [Bunun yerine, modelimizin öğrenmediği veriler üzerinde nasıl performans gösterdiğini bilmek istiyoruz.] In the next video we'll begin this path by introducing in sample and out of sample data. [Bir sonraki videoda bu yola örnek içi ve örnek dışı verileri tanıtarak başlayacağız.]

# **An Introduction to In-sample and Out-of-sample Data**

In the previous video, we concluded by introducing the idea of not evaluating our models on data on which they were trained. [Bir önceki videoda, modellerimizi eğitildikleri veriler üzerinden değerlendirmeme fikrini tanıtarak sonuca vardık.] In this video, we'll begin to formally define that process by defining in-sample and out-of-sample data model, generalization, and describe when to use each dataset for model evaluation. [Bu videoda, örnek içi ve örnek dışı veri modeli, genelleme tanımlayarak ve model değerlendirmesi için her bir veri kümesinin ne zaman kullanılacağını tanımlayarak bu süreci resmi olarak tanımlamaya başlayacağız.] Okay, so we have in-sample data an out-of-sample data. [Tamam, yani örnek içi verilerimiz ve örnek dışı verilerimiz var.] So far we've only been working with in-sample data. [Şimdiye kadar sadece örnek verilerle çalışıyoruz.] In-sample data, is the data that you have at the time of training your model. [Örnek içi veriler, modelinizi eğitirken sahip olduğunuz verilerdir.] When we've talked about our training sets, this is exactly what we're talking about. [Antrenman setlerimizden bahsettiğimizde tam olarak bundan bahsediyoruz.] The sample of data that we're using to train our model is our in-sample data. [Modelimizi eğitmek için kullandığımız veri örneği, örnek içi verilerimizdir.] Out-of-sample data is data that we want to learn more about, either because we don't have access to it yet or we'll never have access to it. [Örnek dışı veriler, henüz erişimimiz olmadığı veya hiçbir zaman erişemeyeceğimiz için hakkında daha fazla bilgi edinmek istediğimiz verilerdir.] This could be data in the real world for which we want predictions. [Bu, tahminler istediğimiz gerçek dünyadaki veriler olabilir.] So with respect to model evaluation, which dataset should we use to compute our air metrics and evaluate our models? [Öyleyse, model değerlendirme ile ilgili olarak, hava ölçümlerimizi hesaplamak ve modellerimizi değerlendirmek için hangi veri setini kullanmalıyız?] The answer to this question can be pretty complicated, but it can also be pretty simple. [Bu sorunun cevabı oldukça karmaşık olabilir, ancak oldukça basit de olabilir.] In short, we should use out-of-sample data to evaluate our models. [Kısacası, modellerimizi değerlendirmek için örneklem dışı verileri kullanmalıyız.] The problem is we can evaluate our model on the in-sample data and achieve a great root mean squared error. [Sorun şu ki, modelimizi örnek içi veriler üzerinde değerlendirebilir ve büyük bir kök ortalama kare hatası elde edebiliriz.] But this might just be because the model we built is very highly specific to that particular dataset. [Ancak bunun nedeni, oluşturduğumuz modelin söz konusu veri kümesine çok özel olması olabilir.] After all, we did use that in-sample data to learn relationships in the first place. [Ne de olsa, ilk etapta ilişkileri öğrenmek için bu örnek verileri kullandık.] This might lead us to think that our model will perform very well on out-of-sample data or future scenarios as well. [Bu, modelimizin örnek dışı verilerde veya gelecekteki senaryolarda da çok iyi performans göstereceğini düşünmemize neden olabilir.] But we can't know if this is true until we try it out and evaluate that after the fact. [Ama bunu deneyip de ondan sonra değerlendirene kadar bunun doğru olup olmadığını bilemeyiz.] Therefore, our evaluation on the in-sample data needs to be taken with just a grain of salt. [Bu nedenle, örnek içi veriler üzerindeki değerlendirmemiz sadece bir tuz tanesi ile alınmalıdır.] Let's say we fit a model that predicted the sales price of homes on the in-sample data with the mean absolute error of $100. [Diyelim ki, örnek verilerdeki evlerin satış fiyatını 100$'lık ortalama mutlak hatayla tahmin eden bir modele uyduğumuzu varsayalım.] This sounds great, but when we go and try to predict how much some homes will sell for based on the known square footage, we might find that these homes are too different from the ones we used to build the model. [Bu kulağa harika geliyor, ancak bilinen kare görüntülerine dayanarak bazı evlerin ne kadar satacağını tahmin etmeye çalıştığımızda, bu evlerin modeli inşa etmek için kullandıklarımızdan çok farklı olduğunu görebiliriz.] Maybe we'll only get a mean absolute error of $25,000. [Belki sadece 25.000$'lık bir ortalama mutlak hata alırız.] Maybe people even lose money from trusting our models predictions. [Belki insanlar model tahminlerimize güvenmekten para bile kaybedebilir.] Clearly we need a way to know in advance if our model is going to perform well on that new out-of-sample data. [Açıkçası, modelimizin bu yeni örnek dışı veriler üzerinde iyi performans gösterip göstermeyeceğini önceden bilmenin bir yoluna ihtiyacımız var.] Or as we like to say whether the model will generalize. [Ya da modelin genelleme yapıp yapmayacağını söylemek istediğimiz gibi.] In the knowledge check that follows, you will answer some questions about identifying weather in-sample or out-of-sample data should be used to evaluate a machine learning model for a variety of situations. [Aşağıdaki bilgi kontrolünde, çeşitli durumlar için bir makine öğrenimi modelini değerlendirmek için örnek içindeki veya örnek dışı verilerin hava durumunu belirlemeyle ilgili bazı soruları yanıtlayacaksınız.] This will help solidify your understanding of the concept of model generalization. [Bu, model genelleme kavramını anlamanızı sağlamlaştırmaya yardımcı olacaktır.]