

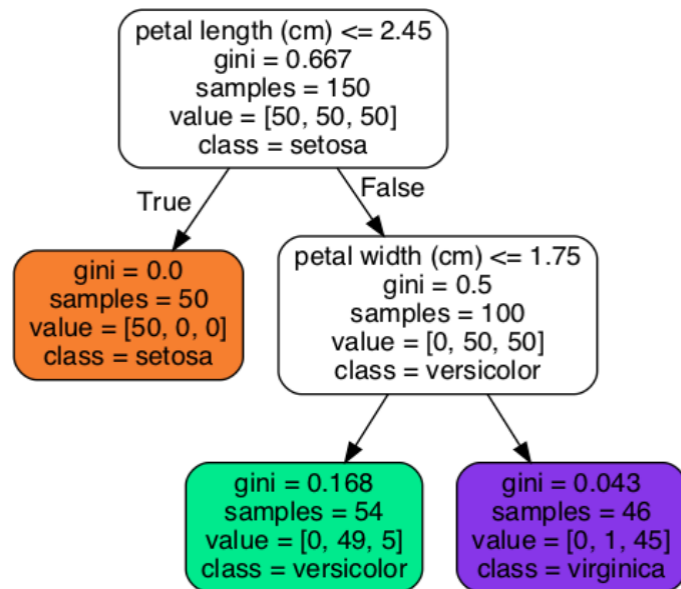
# Summary

## Decision Tree

هو machine learning model نقدر من خلاله برضه نحل بيه classification, regression ل complex data

## Training and Visualizing a Decision Tree

بنعمله Train عادى جدا ولكن نقدر نعمل visualize لل Tree ديه ، بعد ال Training عن طريق استخدام export\_graphviz ، ديه method موجود فى ال Sklearn برضه.  
زى ما فى الصورة.



الموضوع ببساطة روح شوف احسن feature نعمل من عنده split لقي انه petal length ، بعد كده حدد threshold لل feature ده لقي انه 2.45 ، بعدين روح قسم ال data على اساسه ، كل ال instances الاكبر من 2.45 هتروح يمين ، فنلاقى هنا فيه Node تانية حاصل منها split ، بيبدأ يشوف feature غير الى خده ، ويعمل نفس الكلام.  
ال gini ده بيقولك ال impurity بتاعت ال Node فمثلا الى فيها gini=0 ديه pure خالص لان مفهانش غير كلاس واحد.  
بينما الى فيها 0.168 ، فيها classes مختلفة حسبها ازاي بقا :

$$1 - (0/54)^2 - (49/54)^2 - (5/54)^2$$

ال 54 ده هو عدد ال sampels فى ال Node.

## Making Predictions & Estimating Class Probabilities

طب ازای هیتوقع instance جدید هیروح یمشی فی ال Tree ویشوف، هل هو اكبر ولا اصغر من ال petal length بناء عليه یعرف هیمشی فی انهی طریق ، لو كان اقل بیقا خلاص هیتنصف ك Setosa ، ولو كان ال node فیها اكثر من class زی left leaf node of max depth 2 الی فیها  $gini=0.168$  ، هیروح یتوقعها بال class الی واخذ highest probability . لكن لو طبعت ال probability هتلاقى مدیک النسبة [5/54 , 49/54 , 0/54] .

لانها 5 اكبر من 2.45 ولان 1.5 اصغر من 1.75 راح ل node الی علی الشمال فی depth 2 الی فیها  $gini=0.0168$  ، وبما ان عندنا Three classes فلما یعمل predict\_prob یدیلہ percentage of each class this instance may belong to .

```
>>> tree_clf.predict_proba([[5, 1.5]])
array([[0.          ,  0.90740741,  0.09259259]])
```

## The CART Training Algorithm

هو ال Classification And Regression Training Algorithm ببساطة شوف احسن feature واحسن threshold ینفع نعمل split بناء علیه والی بیكون بیقلل impurity قدر الإمكان ، لقیته اعمل split into 2 node ، لان sklearn کل ال trees الی فیها هی **Binary Tree** ، او بناء علی ال another loss function والی هی ال Entropy ، ونفس الکلام بیحصل من عند ال Nodes الجديدة وهكذا.

طب امنا بیقف بناء علی ال Hyper Parter الی انتا بتحددها سواء قلته اخرک توصل لعدد معین من ال Leaf nodes ، او انک مینفعش تعمل split لو كان ال node فیها عدد معین من ال Samples وهكذا ، ال hyper param معمول لیها ملخص برضه ، کل واحد بیعمل ایه .

## Computational Complexity

لو شوفنا فوق ازای بیحصل prediction هنلاقى انی الموضوع بسیط هو بیدی ال instance لل tree فیمشی فیها وبناء علی کل node بیروح شمال او یمین لحد ما یوصل ل leaf node وهنا ده فقط عبارہ عن طول ال Tree :

$O(\log(m))$

لكن ال Training complexity بياخد وقت كبير جدا لانه عباره عن انه بيمشى فى ال Tree ده كده:

$O(\log(m))$

ويمسك كل instance فى الداتا ده عباره عن:

$O(\text{instances})$

ويروح يشوف كل feature جوه ال instance ده هل هو افضل واحد اعمل من عنده split ولا لا وده:

$O(n)$

الناتج هو:

$O(\text{instances} * n * \log(m))$

## **Regularization Hyperparameters**

لو فيه مشكله Over Fitting او under fitting انتا تقدر تعمل Regularization لل Tree بتاعتك عن طريق ال Hyper Parameter الخاصة بيها سواء انك تتحكم فى طول ال Tree او انى يكون اخرها عدد معين من ال Leaf nodes وغيره ، وده متكلمين عليه اكثر فى ملخص عن ال Hyper parameters .

تَمَّ بِحَمْدِ اللَّهِ .