随机森林入门

利用多种替代分析、随机化策略和集成学习的力量。

Salford Systems 和 RandomForests

Salford Systems 自 1990 年以来一直与加州大学伯克利分校和斯坦福大学的世界领先的数据挖掘研究人员合作，提供最佳的机器学习和预测分析软件和解决方案。 我们强大、易学

易用的工具已经成功地应用于数据分析的各个领域。 应用程序数量达到数千个，包括在线定向营销、互联网和

信用卡欺诈检测、文本分析、信用风险和保险风险、大规模零售销售预测、新颖的分割方法、生物和医学研究以及制造质量控制。

在 Twitter 上关注我们 @SALFORDSYSTEMS

目录

什么是随机森林？ /4

宽数据 /36

随机森林的优势和劣势 /40

简单示例：波士顿房屋数据 /45

真实世界示例 /56

为什么选择Salford Systems？ /67

第1章

什么是随机森林?

随机森林是最强大的之一
完全自动化的机器学习
技术。 几乎不需要数据
准备或建模专业知识，分析师
可以轻松获得令人惊讶的有效模型。 “随机森林”是现代数据科学家工具包中的一个重要组成部分，在这个简要概述中，我们涉及到
这种突破性方法的基本要素。

先决条件

随机森林是由决策树构建而成的
因此，建议本简明指南的用户熟悉这种
基本的机器学习技术。

如果你对决策树不熟悉，我们建议你访问我们的网站，查看一些我们关于CART（分类和回归树）的入门材料。你不需要成为决策的专家

我们建议您访问我们的网站，查看一些
我们关于CART（分类和回归树）的入门
材料。您不需要成为决策的专家

树或CART遵循当前指南，但是
一些基本的理解将有助于使
这里的讨论更加易懂。

你还应该大致了解什么是
预测模型以及数据通常如何
为这些模型进行分析组织。

Leo Breiman

随机森林最初由加州大学伯克利分校开发
在1999年，他发表了一篇论文，在此之前，他一直在做有影响力的研究，包括CART决策树。

完美的随机森林他
与他的长期合作伙伴一起工作
与他的合作者和前博士生Adele Cutler一起开发了Random Forests的最终形式，包括允许更深入数据的复杂图形

理解。

Adele Cutler

随机森林是一种利用许多决策树、谨慎的随机化和集成学习来产生令人惊讶的准确预测模型、有洞察力的变量重要性排名的工具

决策树的力量，谨慎的随机化和集成学习
产生令人惊讶的准确预测模型、有洞察力的变量重要性排名

缺失值插补，新颖的分割和基于记录的激光精确报告

深入了解数据

初学者的随机森林简介

准备工作

- 我们从一组合适的数据开始
  包括我们想要预测或理解的变量
  和相关的预测因子

- 随机森林可以用来预测连续变量，例如
  网站上的产品销售或预测保险索赔的损失
  随机森林还可以用来估计特定事件发生
  的概率
- 例如，预测某个疾病的患病概率

  结果发生
- 结果可以是“是/否”事件或者是一个
  多种可能性之一，比如顾客会购买哪种
  型号的手机
- 可能有很多种可能的结果，但是通常
  多类问题有8个或者更少的结果

基本要素

- 随机森林是由决策树组成的集合，共同产生
  对数据结构的预测和深入洞察

- 随机森林的核心构建模块是受CART®启发的决策树。
- Leo Breiman最早版本的
  随机森林是“bagger”
- 想象一下从主数据库中随机抽取样本
  并构建一个
  在这个随机样本上的决策树
- 这个“样本”通常会使用一半的数据
  虽然它可以是主数据集的不同部分

更多要点

- 现在重复这个过程。绘制第二个不同的随机样本并生长第二棵决策树。
- 这第二棵决策树所做的预测通常会与第一棵树的预测有所不同（至少有一点）。
- 继续生成更多的树，每棵树都建立在稍微不同的样本上，并且每次生成的预测至少会稍微有所不同。

- 这个过程可以继续进行无限期，但我们通常会生长200到500棵树

预测

- 我们的每棵树都会为数据库中的每个记录生成自己的具体预测
- 为了结合所有这些独立的预测，我们可以使用平均或投票
- 对于预测销售量等项目，我们会对树的预测进行平均
- 为了预测分类结果，例如“点击/不点击”，我们可以收集投票的计数 有多少树投票“点击”vs. 有多少“无点击”将决定预测。
- 对于分类，我们还可以产生每个可能结果的预测概率。
  基于每个结果的相对投票份额，我们也可以产生结果的预测概率。

Bagger的弱点

- 刚才描述的过程被称为“Bagger”。 我们省略了许多细节，但我们已经介绍了基本要点。

- 当它在1994年首次引入时，Bagger代表了机器学习的重大进展。
  Breiman发现Bagger是一个

- 重要的发现。
  好的机器学习方法，但不如他希望的那样准确。
- 分析了许多模型的细节后，他得出结论，袋装器中的树太相似了。

- 他的修复方法是找到一种使树明显不同的方式。

将随机性引入随机森林

- 布雷曼的关键新想法是不仅在训练样本中引入随机性，而且还在实际的树生长过程中引入随机性。

- 在生成决策树时，我们通常会对所有可能的预测变量进行详尽搜索，以找到最佳的。
  每个节点中数据的可能分割
  树
- 假设不是总是选择
  我们选择了最佳分割器，我们随机选择了分割器
- 这将确保不同的树
  彼此之间非常不相似

随机森林应该有多随机?

- 在一个极端情况下，如果我们随机选择每个分割器，那么树中的随机性将无处不在
- 通常情况下，这种方法的性能不是很好
- 一种不那么极端的方法是先随机选择一部分候选预测变量，然后通过选择来进行分割
  最好的分割器实际上是可用的
- 如果我们有1,000个预测变量，我们可能会在每个节点中选择一个随机的30个集合然后使用30个可用的最佳预测变量进行分割而不是在全部1,000个变量中选择最佳的

更多关于随机

分割的内容

- 初学者常常认为我们在分析开始时只选择一个随机子集的预测变量，然后使用该子集来构建整个决策树

- 这不是随机森林的工作方式
- 在随机森林中，我们在每个节点中选择一个新的随机子集的预测变量

  在一棵树中
- 完全不同的预测变量子集可能在不同的节点中被考虑
- 如果决策树增长得很大，那么在整个过程结束时会有相当多的预测变量有机会影响决策树

控制随机性的程度

- 如果我们在构建每棵树的每个节点中始终搜索所有的预测变量，我们构建的模型通常不会表现出色
- 如果我们只搜索一部分变量，模型通常会有所改善
  在每个节点中只关注一个随机子集的变量，而不是所有的变量通常会有所帮助
- 要考虑多少个变量是一个关键的控制因素
  我们需要进行实验来找到最佳值
- Breiman建议从可用预测变量的平方根开始
- 在每个节点中只允许搜索一个变量几乎总是会产生较差的结果
  但是允许搜索2或3个变量通常会产生令人印象深刻的结果

每个节点有多少个预测器?

N个预测器	sqrt	.5的平方根	2的平方根	ln2
100	10	5	20	6
1,000	31	15.5	62	9
10,000	100	50	200	13
100,000	316	158	632	16
1,000,000	1000	500	2000	19

在上面的表格中，我们展示了一些布雷曼和卡特勒建议的值。他们建议了四个可能的规则：平方根预测变量的总数，或者是一半或者是两倍的平方根，以及以2为底的对数。

我们建议尝试一些

其他值。 所选择的值在整个森林中保持不变，并且在每棵树的每个节点中保持相同。

对于整个森林和每棵树的每个节点，所选择的值保持不变。

随机森林预测

- 对于一个森林，我们会生成预测
  就像我们对于装袋器所做的那样，通过平均或投票
- 如果你想，你可以获得预测
  由每棵树生成并保存到数据库或电子表格中
- 然后，你可以创建自己的定制加权平均值或利用个别树预测的变异性
- 例如，一个记录被预测为在所有树中，销售额相对较窄范围内的记录比平均预测相同但个别树预测变化较大的记录不确定性较小

- 最简单的方法是让随机森林自动为你完成工作并保存最终预测结果

袋外（OOB）数据

- 如果我们在生成树之前从可用的训练数据中进行抽样，那么我们自动获得可用的留存数据（对于该树）
- 在随机森林中，这些留存数据被称为“袋外”数据
- 目前不需要担心这个术语的理由

- 我们生成的每棵树都有一个不同的留存样本与之相关，因为每棵树都有一个不同的训练样本
- 或者，主数据中的每条记录都将“在袋子里”用于某些树的训练，并且“不在袋子里”用于其他树的生长

测试和评估

- 跟踪特定记录在哪些树中是OOB，可以轻松有效地评估森林的性能
- 假设给定的记录在250棵树中是袋内的，在另外250棵树中是袋外的树
- 我们可以仅使用袋外树为这个具体记录生成预测
- 结果将为我们提供对森林可靠性的真实评估
  因为这条记录从未被使用过生成250棵树中的任何一棵
- 始终具有OOB数据意味着我们可以有效地处理相对较少的记录数

更多的测试和评估

- 我们可以对数据中的每条记录使用OOB思想
- 请注意，每个记录都根据其自己特定的OOB树子集进行评估

  通常，没有两个记录会共享相同的in-bag与out-of-bag树模式

  我们可以始终保留一些额外的数据作为传统的保留样本，但是

- 但是

  这对于随机森林来说并不是必要的
- OOB测试的概念是随机森林数据分析的一个重要组成部分

测试 vs.. 评分

- 对于使用OOB数据进行模型评估，我们使用树的子集（OOB树）为每个记录进行预测
- 在预测或评分新数据时，我们会利用森林中的每棵树因为没有一棵树是使用

  新数据构建的
- 通常这意味着评分结果比内部OOB结果更好性能更好
- 原因是在评分中，我们可以利用整个森林，从而受益于对更多树的预测结果进行平均

随机森林和分割

- 随机森林分析中的另一个重要概念是“接近度”或者数据记录之间的相似程度
- 考虑选择的两条数据记录从我们的数据库中。 我们想要知道这些记录之间的相似程度彼此之间
- 将这对记录放入每棵树中并注意它们是否最终落入相同的终端节点或不是
- 计算记录“匹配”的次数，并除以测试的树的数量

相似矩阵

- 我们可以通过这种方式计算出每对记录中找到的匹配次数在数据中
- 这会产生一个可能非常庞大的矩阵。一个包含1,000条记录的数据库将产生一个1,000 x 1,000的矩阵，共有1百万个元
- 矩阵中的每个条目显示两个数据记录之间的接近程度
- 如果我们希望利用它提供的数据洞察力，需要注意这个矩阵的大小为了保持我们的测量结果准确，我们可以选择性地使用这些树。
- 我们可以只使用那些其中一个或两个记录是OOB的树，以保持诚实的测量结果而不是对于每对记录都使用每棵树
- 这不会影响矩阵的大小，但会影响相似度测量的可靠性

相似度矩阵的特点

- 随机森林的相似度矩阵相对于传统的近邻测量具有一些重要优势
- 随机森林自然地处理连续和分类数据的混合
- 无需提出适用于特定变量的接近度测量方法。随机森林使用所有变量一起直接测量接近度或距离

  缺失值也不是问题，因为它们在树构建过程中会自动处理

  一个特定的变量。森林与
  所有变量一起工作以测量

  不需要针对特定变量进行测量接近度的方法。随机森林使用所有变量一起直接测量接近度或距离
- 缺失值也不是问题，因为它们在树构建过程中会自动处理

邻近洞察

- Breiman和Cutler在各种方式中使用了邻近矩阵
- 其中一种用途是识别“异常值”

- 异常值是与我们所期望的所有数据值明显不同的数据值
  其他相关信息
- 因此，异常值将远离我们所期望的记录
  与之接近
- 我们期望的记录是“事件”
  与“非事件”相比，我们期望的记录更接近其他“事件”
- 没有任何合适的附近邻居的记录是自然的异常值候选者

- RandomForests为每个记录生成一个“异常值分数”

接近度可视化

- 理想情况下，我们希望绘制数据中的记录以揭示聚类和异常值
- 可能还有一群异常值，最好通过视觉检测出来
- 在随机森林中，我们通过将接近度矩阵的投影绘制到3D近似中来实现这一点

- 这些图表可以提示有多少个
  聚类在数据中自然出现（至少如果只有几个）
  我们稍后在这些笔记中展示这样的图形
- 缺失值

经典随机森林提供两种处理缺失值的方法

- 简单方法和默认方法是用整体的平均值或最常见的值来填补缺失值
- 在这种方法中，例如，所有具有缺失年龄的记录将被填充为相同的平均值
  虽然简单，但简单方法有效

对于分类预测变量，经典随机森林提供两种处理缺失值的方法

- 在这种方法中，例如，所有具有缺失年龄的记录将被填充为相同的平均值
  相同的平均值
- 虽然简单，但简单方法有效
  由于随机森林中的大量随机化和平均化，表现出惊人的效果

接近度和缺失值

- 处理缺失值的第二种“高级”方法涉及多次构建森林

- 我们从简单的方法开始
  生成接近度矩阵
- 然后用新的插补值替换数据中的简单插补值
- 我们不再使用无权重平均值来计算插补值，而是根据接近度对数据进行加权

为了对特定记录的X进行插补，我们实际上是查看与具有缺失值的记录最接近的记录中的X的良好值

- 要为X的缺失值进行插补，我们实质上是查看与具有缺失值的记录最接近的记录中的X的良好值

- 因此，每条数据记录都可以获得一个唯一的填充值

缺失值填充

- 这种高级方法实际上是很常识的
- 假设我们缺少一个特定客户的年龄
- 我们使用森林来确定距离有多近问题记录与其他所有记录相关
- 通过产生加权平均值来填补缺失值与其他客户的年龄一样对那些最重要的客户给予最大的权重需要插补的“喜欢”
- 在即将发布的2014年4月版本的SPM中，你可以将这些填充值保存到一个新的数据集中

变量重要性

- 随机森林包括一种创新的方法
  来衡量任何预测变量的相对重要
  性
- 该方法基于测量
  对我们造成的损害
  如果我们失去了对给定变量真实值的访问权
  限，会对我们的预测模型造成多大影响
- 为了模拟失去对预测变量的访问权限
  我们随机打乱其值在数据中的位置
  数据。 也就是说，我们将属于特定数据
  行的值移动到另一行
- 我们一次只打乱一个预测器
  并测量由于
  预测准确性而导致的损失

变量重要性

详细信息

- 如果我们只对一个变量的值进行一次混淆，然后测量对预测性能造成的损害，我们将
  依赖于单一的随机化
- 在随机森林中，我们在森林中的每棵树中重新随机排列数据以测试预测变量

- 因此，我们摆脱了单次抽样的运气依赖。如果
  我们在500棵树前重新随机排列一个预测变量500次，结果应该是非常可靠的

变量重要性问题

- 如果我们的数据包括同一概念的几种替代度量，则一次只对其中一种进行重新排列可能对模型的性能造成很小的损害

例如，如果我们有几个信用风险评分，我们可能会被误导以为其中一个评分不重要

- 分别对每个信用评分进行重新排列测试

可能得出的结论是每个评分单独考虑时都不重要

- 因此，在对重要性进行排名之前，消除使用的预测变量中的这种冗余可能非常重要

最后观察：变量重要性
在考虑每个变量时，可能得出的结论
是每个变量单独考虑时都不重要

- 因此，

在对重要性进行排名之前，消除使用的预测变量中的这种冗余可能非常重要

重要性排名

变量重要性：最后观察

- 数据混淆方法来衡量变量重要性是基于失去对模型性能的信息访问的影响

- 但一个变量不一定是不重要的，只是因为我们可以

  没有它也能做得很好

- 需要意识到，如果可用，预测变量将被模型使用，但如果如果不可用，则替换变量可以用来代替

- “gini”指标基于预测变量的实际作用，并提供了一种替代的重要性评估方法
  基于预测变量在数据中的作用

自助采样法

- 到目前为止，我们的讨论中
  建议Random Forests的抽样技术是为
  每棵树随机抽取可用数据的50%

- 这种抽样方式非常简单易懂，也是一种合理的方法
  理解和使用的方式
  开发一个随机森林
- 从技术上讲，随机森林使用了一
  种稍微复杂的方法
  被称为自助重采样
- 然而，自助采样和随机
  半抽样足够相似，我们不需要深入讨论
  细节
- 请参考我们的培训材料以获取更多技
  术细节

技术算法：

- 假设训练案例的数量为 *N*，分类器中的变量数量为 *M*
- 我们被告知决策树节点的输入变量数量为 *m*，应该小于甚至远小于 *M*。

- 通过从所有可用的训练案例中进行N次有放回的抽样，为该树选择一个训练集（即进行自助采样）。使用剩余的案例来估计树的错误，通过预测它们的类别（OOB数据）。 对于树的每个节点，随机选择m个变量来基于它们进行决策。

- 在训练集中，基于这些 *m*个变量计算最佳分割。
每棵树都是完全生长的，没有修剪（可能会 根据这些 *m*个变量计算训练集中的最佳分割。
- 修剪）。
在构建普通树分类器时完成。
- 对于预测一个新样本，它会被推到树中。它被分配到它所在的叶节点的训练样本的标签。这个过程在集成中的所有树上迭代，并且所有树的众数投票被报告为随机森林的预测。

章节 2

适用于大数据

文本分析，在线行为预测，
社交网络分析和生物医学研究可能都
可以访问成千上万个预测变量。 随机
森林对于分析这样的数据可能是理想的

高效地。

大数据

- 大数据是具有大量可用预测变量的数据，数量可能达到数万、数十万甚至数百万。

- 在文本挖掘中经常遇到大数据

  每个在文档语料库中找到的单词或短语都由数据中的一个预测变量表示

  在文档语料库中，每个预测器都代表着一个数据
- 在社交中也会遇到宽数据
  网络分析，在线行为

  大数据也出现在社交网络分析、在线行为建模、化学等许多类型的数据中

  基因研究
- 统计学家通常将数据称为“宽”
  如果预测变量的数量远远超过数据记录的数量

随机森林和宽数据

- 假设我们可以访问100,000个预测变量，并且我们在每个树的每个节点上使用317个随机选择的预测变量构建一个随机森林
- 在任何一个树的节点中，我们将通过超过99%的工作量

- 经验表明，这样的森林可以在预测准确性的同时生成可靠的预测变量重要性排名
- 仅仅从计算节省的角度来看，随机森林可能是分析宽数据的理想工具

- 随机森林有时被用作预测变量选择技术，以彻底减少我们最终需要考虑的预测变量的数量

宽浅数据

- 在宽浅数据中，我们面临着很多列和相对较少的数据行
- 想象一个有2,000行和500,000列的数据库
- 在这里，随机森林不仅可以有效地提取相关的预测变量，还可以进行聚类
- 接近矩阵只有2000 x 2000，无论预测变量的数量

章节 3

随机森林的优势和弱点随机森林

RandomForests具有非常少的控制参数
易于学习和并行化处理。 但模型的大小可能远远超过
它设计用于分析的数据。

随机森林：学习和设置的控制很少

- RandomForests几乎没有控制
- 最重要的是预测因子的数量
  在分割节点时要考虑的因素
- 要构建的树的数量
- 对于分类问题，如果我们将每棵树生长到其最大可能的大小，我们可以获得最佳结果
  如果我们将每棵树生长到最大可能的大小，可以获得最佳结果
- 对于预测连续目标，可能需要限制终端节点的最小大小，从而有效地限制树的大小

易于并行化

- 随机森林是一个集成的
  独立构建的决策树
- 集成中的每棵树都不以任何方式依赖
  于其他树
- 因此，树木可以生长在
  因此，可以在不同的计算机上生成树
  （只需使用相同的主数据）
- 不同的树也可以在同一台计算机的
  不同核心上生长
- 允许进行超快速分析
- 评分也可以并行化

  以相同的方式

随机森林的弱点

- 当树生长到非常大的规模时，随机森林模型表现最佳

- 一个粗略的经验法则是，如果你有N个训练记录，你可以预期生长一棵具有N/2个叶节点的树
  通过训练记录，您可以预期生成具有N/2个终端节点的树
- 因此，100万个训练记录往往会生成具有50万个叶节点的树
  节点
- 500棵这样的树产生了2.5亿个终端节点和总共5亿个节点
- 每个节点都需要在部署的模型中进行管理

因此...

随机森林非常适合分析嵌入在包含
潜在数百万列但只有适度行数的
数据集中的复杂数据结构

我们推荐其他工具，
如TreeNet，用于更大的数据
库。

章节 4

简单示例：

波士顿房屋数据预测高于平均房价

波士顿房屋数据

大波士顿地区的506个人口普查区，每个区域都有生活质量数据和中位房价。

通常是回归分析的主题
但在这里，我们使用中位数值大于23的区域创建一个二进制指示器，编码为1，其余编码为0。

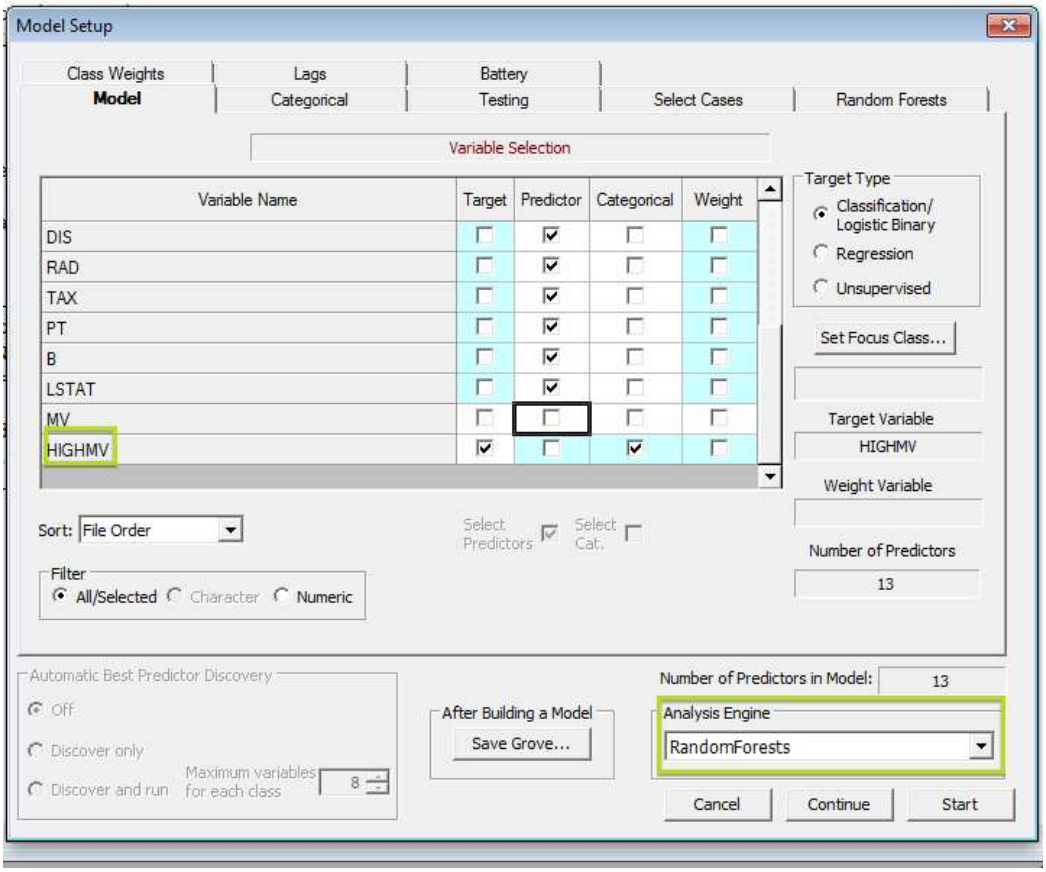
预测因子包括FBI官方犯罪统计数据、居民的社会经济水平，
空气污染、距离主要就业中心的距离，商业或工业用途的分区以及其他一些因素。

我们在培训视频中详细描述了这些数据。

运行RF模型

在下面的屏幕截图中，我们设置了RF模型，选择了目标、合法的预测因子和分析引擎。

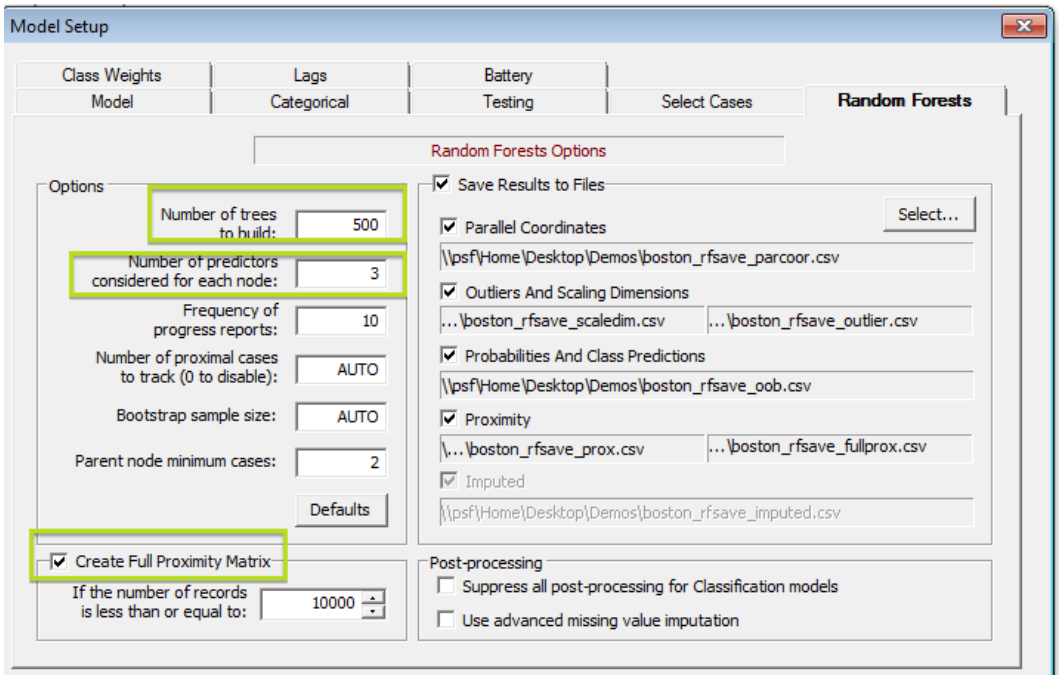
RF控制



RF控制

基本控制参数包括树的数量、每个节点使用的预测因子数量，以及是否将大量计算资源用于后续处理。

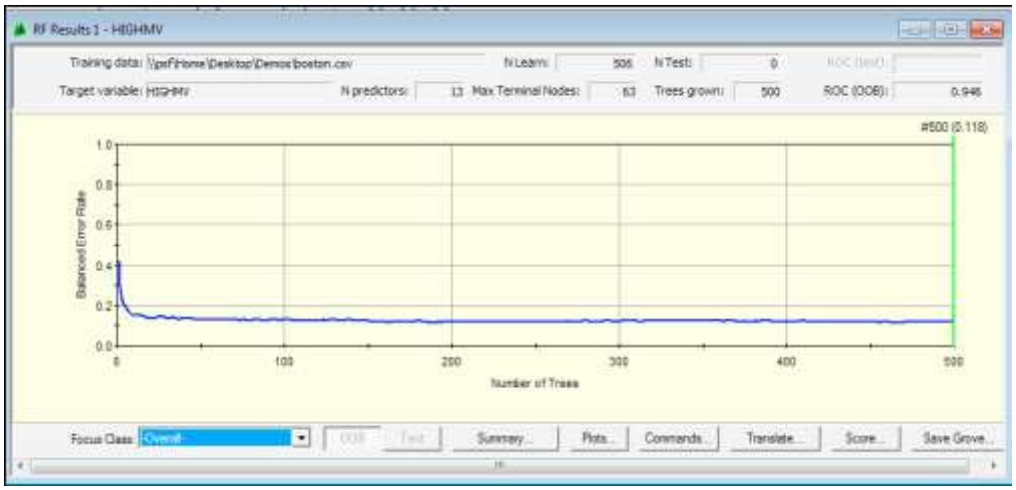
处理森林

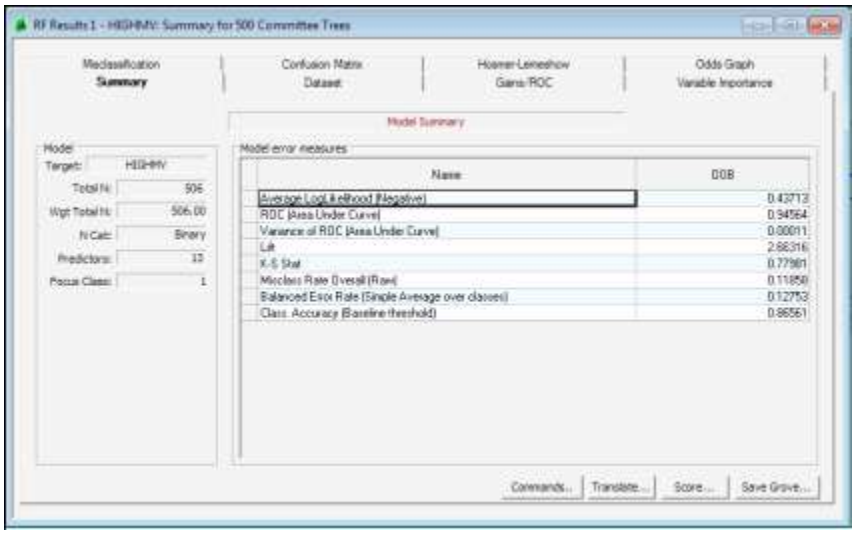


初学者的随机森林简介

结果摘要

性能概述（OOB）和访问
许多详细报告和图表





初学者的随机森林简介

混淆矩阵OOB

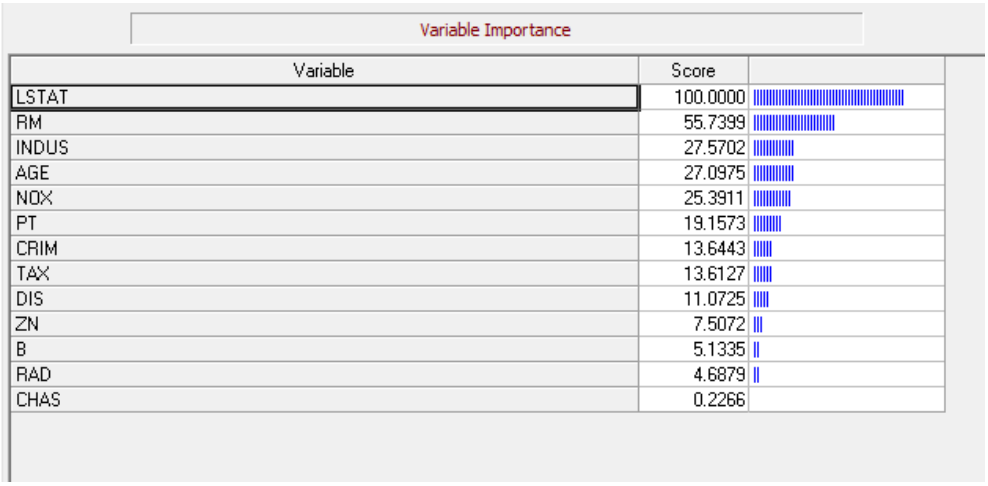
更多性能指标

Actual Class	Total Class	Percent Correct	Predicted Classes	
			0 N = 286	1 N = 220
0	316.00	84.49%	**84.49**	15.51
1	190.00	90.00%	10.00	**90.00**
Total:	506.00			
Average:		87.25%		
Overall % Correct:		86.56%		
Specificity		84.49%		
Sensitivity/Recall		90.00%		
Precision		77.73%		
F1 statistic		83.41%		

每个节点中随机选择的3个预测变量，共有500棵树

变量重要性

典型房屋的大小和邻居类型似乎最重要

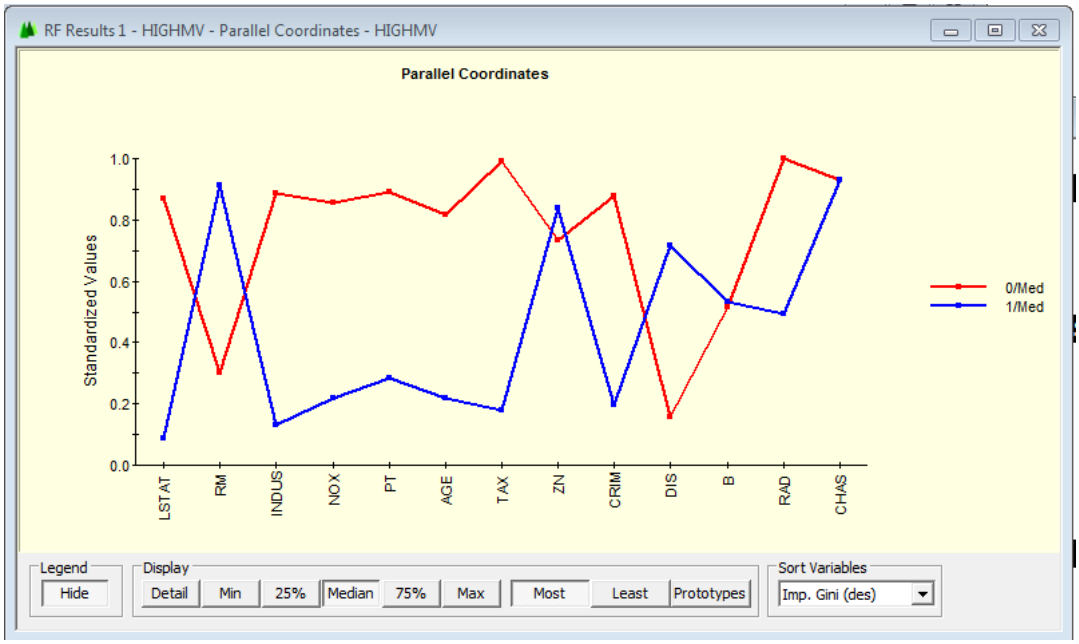


Variable Importance

Variable	Score
LSTAT	100.0000
RM	55.7399
INDUS	27.5702
AGE	27.0975
NOX	25.3911
PT	19.1573
CRIM	13.6443
TAX	13.6127
DIS	11.0725
ZN	7.5072
B	5.1335
RAD	4.6879
CHAS	0.2266

最有可能与不太可能平行坐标图

将典型邻居与最有可能高于平均水平的邻居之一进行对比，与另一个极端的典型邻居进行对比



这里我们从每个区域中取出25个邻居预测概率的末尾（最高25个和最低25个）并绘制平均结果

平行坐标图

我们在这里寻找的只是蓝色（高值）和红色（低值）线之间的大间隔

蓝线位于不良特征的低位置，而红线位于良好特征的高位置
这些图表用于暗示方向

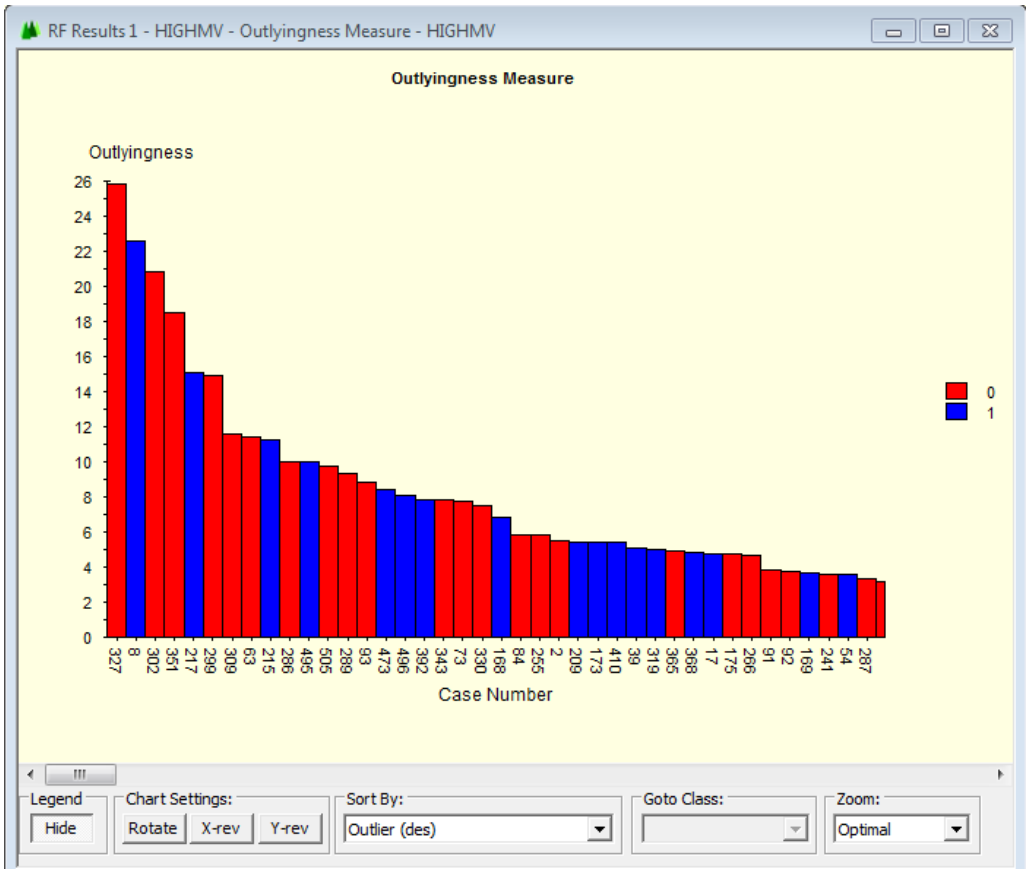
我们在这里寻找的只是蓝色（高值）和红色（低值）线之间的大间隔
任何预测变量的影响

有三个变量在两个组之间显示基本相同的值，这意味着它们自己

无法用来区分这些群体

异常值

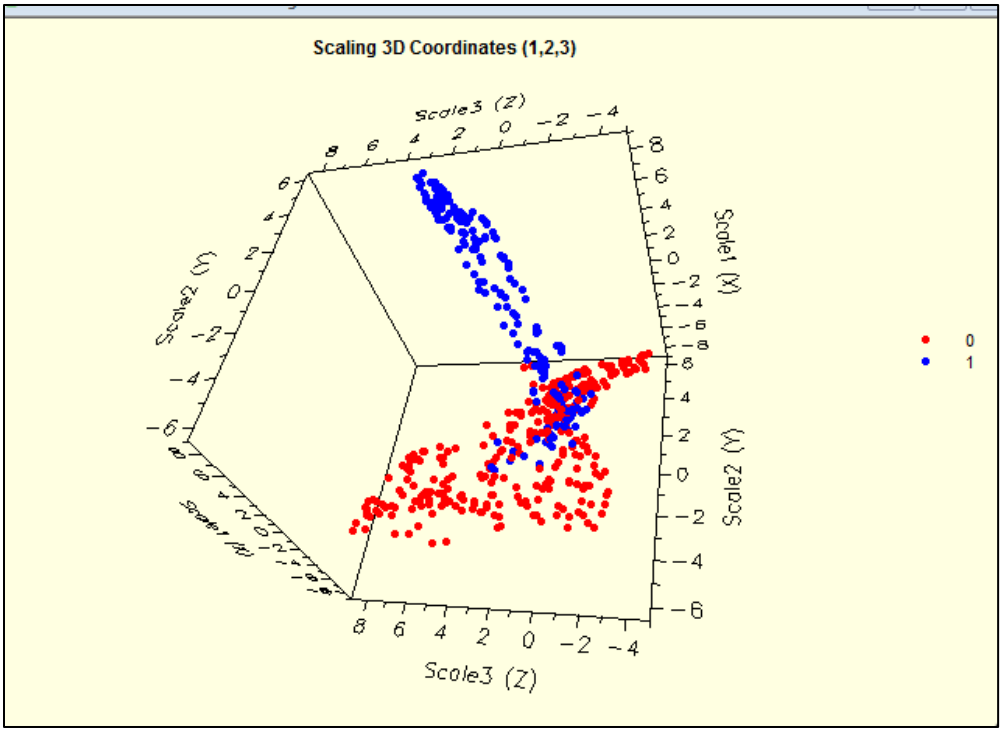
得分大于10被认为是值得关注的，在这里我们看到了按照记录ID排序的得分列表。根据这个度量，有11个记录看起来很奇怪



接近度和聚类

下面的图绘制了所有506个数据点
使用随机森林的接近度度量来显示相对距离的点

聚在一起的点在这个度量中非常相似
这个度量中。 蓝色点是高价值的社区。



第5章

真实世界的例子

阿拉斯加项目的未来：预测阿拉斯加的生态系统在第22个世纪

大规模分析
在未来100年的阿拉斯加

- 为了帮助与阿拉斯加的生物自然资源相关的长期规划，阿拉斯加大学的研究人员领导
  由Falk Huettman教授领导
  建立了预测气候变化对阿拉斯加许多植物和动物影响的模型

- 作为野生动物生态学副教授，Huettmann博士负责运营EWHALE（生态野生动物栖息地数据分析用于陆地和海洋景观）实验室与阿拉斯加大学的北极生物学研究所、生物学和野生动物部门（UAF）。

挑战

目标：预测气候变化、
人类活动、自然灾害（洪水、
野火）和灾难性事件（大规模
火山喷发、极地冰盖融化）
可能如何影响阿拉斯加的生态系统
在未来100年内。

分析了400多种物种的数据
动物，数千种植物物种和
多样化的景观生物群落（北极苔原，
沿海苔原平原，山地和高山
地区），落叶林，树栖森林，
沿海雨林和内陆.

一些基本问题:

- 融化的冰会创造新的航运
  航道吗?
- 开发天然气和
  油田会更容易还是找到新的?
- 北极缩小会如何影响极地
  熊、迁徙动物、商业
  捕鱼、植被（会出现新的可耕地
  吗）？
- 它会如何影响全球气候?

Dr. Huettmann专注于生物群落和五个关键物种，这些物种应该是所有物种的典型代表。 这些包括迁徙驯鹿，
水鸟，入侵植物物种和阿拉斯加旱獭。
后者被选中因为气候变暖和上部北极的融化严重限制了旱獭的自然栖息地，

它没有其他去处。

解决方案

Dr. Huettmann选择使用Salford Systems的RandomForests预测软件

正如Huettmann博士解释的那样，“RandomForests非常适合处理基于GIS、空间和时间数据的数据。它提供
由于数据库的巨大规模和涉及的
统计相互作用，我们的研究需要高
度准确性和泛化能力，其他解决方案无法实现。

随机森林以惊人的速度实现了这一点。

重要的是，RandomForests软件可以与Java、Python等语言以及来自科学程序（如全球气候变化预测模型）的输出配合使用，提供单一且自动化的工作流程。

与更加限制性的解决方案不同，RandomForests预测建模软件产生更强有
力的陈述、更先进的统计学和更好的泛化能力。

对于预测工作来说，这是理想的，创造了新的视角和机会。

胡特曼博士不仅是一位野生动物生
态学家，还是一位教授，他将学生纳入他在世
界各地的许多研究中。

正如他解释的那样，“我只有有限的时间与学生在一起，所以当我们
使用预测建模软件时，我希望我的学生能够工作，而不是苦苦挣扎。” 随机
森林为初学者提供了一个理想的入门机会。

博士 胡特曼不仅是一位野生动物生态学家，还是
一位教授，他将学生纳入他在世界各地的许
多研究中。 正如他解释的那样，“我只有有限的时
间与学生在一起，所以当我们使用预测建模软件
时，我希望我的学生能够工作，而不是苦苦挣扎。
学生们可以专注于使用预测建模软件而不是苦苦挣扎。
世界上最偏远角落的软件。
Salford Systems在其预测建模软件中使用的复
杂GUI界面和软件支持使其程序非常易于使用，
同时提供卓越的准确性

和泛化。”

"“我们的研究开辟了一种全新的建模、预测和预测项目的方法，这对人类的福祉非常重要，"胡特曼博士说。

"“我们需要的是一种能够处理这种难以置信复杂性的工具。" "为了让你有一些

"想象这个挑战，普通的预测 "软件只使用少数几个预测因子就能提供准确的结果；然而，通过数据挖掘和机器学习，我们现在可以使用数百个变量更准确的预测。

结果

博士 Huettmann的阿拉斯加未来报告为土地管理者、政府机构、社区、企业、学术界和非-
利润是基于大量和透明的数据，提供了一系列可能的未来和场景。

该报告提供了一种独特而有用的方式来评估气候变化及其
像碳排放、栖息地这样的贡献者
变化和消耗正在影响阿拉斯加的生态系统。
它将指导那些关心海洋、野生动物的更好管理和可持续发展决策的人们。

濒危物种。

客户支持

胡特曼教授还引用了Salford Systems的客户支持。

“他们帮助我们安装和设置程序以取得进展，”胡特曼博士总结道。“总有人可以回答问题，这在与学生合作时非常重要...当教授无法回答时。他们的客户支持和开发团队中包括一些 Some of

这是我曾经有幸与之合作的最有知识的人之一。

章节 6

为什么选择Salford Systems

为什么选择Salford Systems?

- 有几个商业和开源的实现为什么选择Salford Systems来实现随机森林?
- 一个令人信服的原因是你将获得
  更好的结果
  - 更高的准确性
  - 更可靠的变量重要性排名
  - 内置的建模自动化
  - 内置的并行处理

Salford独有的

- Salford Systems共同拥有随机森林商标和知识产权
- 我们的实现是基于Leo Breiman提供给Salford Systems的源代码
- Salford一直与共同创始人Adele Cutler一起继续改进和完善Random Forests方法论
- 学术研究证实了Salford随机森林的优越性

测量随机森林的投资回报率

了解你在随机森林上的投资是否有回报。注册Salford System的30天试用，获取一些有见地的分析。

随机森林是否值得投资。注册Salford System的30天试用，获取一些有见地的分析。

>>> www.salford-systems/home/downloadspm

初学者的随机森林简介