##### بسمه تعالی

###### عنوان گزارش:

بررسی تشابه چاه‌های نفتی

###### پروژه:

نفت

****

کارگروه تصمیم‌گیری هوشمند

پردیس نوآوری شهید مقدم

زمستان 1397

|  |  |
| --- | --- |
| فهرست مطالب | صفحه |

[1 طرح نیاز و تاریخچۀ تولید 3](#_Toc534390198)

|  |  |
| --- | --- |
| فهرست اشكال | صفحه |

**No table of figures entries found.**

|  |  |
| --- | --- |
| فهرست جداول | صفحه |

**No table of figures entries found.**

# مقدمه

اهمیت هوش‌مصنوعی

**یادگیری ماشین** [[1]](#footnote-2) به عنوان یکی از شاخه‌های وسیع و پرکاربرد [هوش مصنوعی](https://fa.wikipedia.org/wiki/%D9%87%D9%88%D8%B4_%D9%85%D8%B5%D9%86%D9%88%D8%B9%DB%8C)، به تنظیم و اکتشاف شیوه‌ها و الگوریتم‌هایی می‌پردازد که بر اساس آن‌ها رایانه‌ها و سامانه‌ها توانایی تعلٌم و یادگیری پیدا می‌کنند.

هدف یادگیری ماشین این است که رایانه بتواند به تدریج و با افزایش داده‌ها کارایی بهتری در انجام وظیفة مورد نظر پیدا کند. یادگیری ماشین یک روش تجزیه و تحلیل داده‌ها است که به طور خودکار ساخت مدل تحلیلی را انجام می دهد.

یادگیری ماشین کمک فراوانی به صرفه جویی در هزینه‌های عملیاتی و بهبود سرعت عمل تجزیه و تحلیل داده‌ها می‌کند. به عنوان مثال در صنعت نفت و پتروشیمی با استفاده از یادگیری ماشین، داده‌های عملیاتی تمام حفاری‌ها اندازه‌گیری شده و با تجزیه و تحلیل داده‌ها، الگوریتم‌هایی تنظیم می‌شود که در حفاری‌های بعدی بیشترین نتیجه و استخراج بهینه‌ای را داشته باشیم.

انواع یادگیری ماشینی

ماهیت یادگیری ماشین به گونه‌ای است که وظیفه ها در آن به صورت دسته های گسترده طبقه بندی می‌شوند. طبقه بندی این دسته های مبتنی بر نحوه یادگیری و بازخورهای سیستم توسعه یافته خواهد بود. بدین منظور روش‌های خاصی برای پیاده سازی یادگیری ماشینی در نظر گرفته می‌شود که تعداد و تنوع آن‌ها بسیار گسترده بوده و این متدها همچنان در حال پیشرفت و بهبود هستند. اما نوع پرکاربرد یادگیری ماشینی به ترتیب یادگیری نظارتی [[2]](#footnote-3) و یادگیری غیر نظارتی [[3]](#footnote-4) هستند. در یادگیری ماشینی نظارتی الگوریتم‌ها منطبق با ورودی‌های خاصی که به عنوان مثال برای دستگاه تعریف شده‌اند و خروجی های برچسب‌گذاری شده توسط انسان تمرین داده می‌شوند. اما در یادگیری ماشینی غیر نظارتی انسان دربرچسب‌گذاری خروجی‌ها هیچ نقشی نخواهد داشت و به سیستم اجازه داده می‌شود تا وجه‌های مشترک ما بین داده‌ها و خروجی‌های مناسب آن‌ها را پیدا کند.

ماهیت یادگیری ماشینی نظارتی به گونه‌ای است که در آن رایانه یا ربات با مثال هایی از ورودی های مختلف و با خروجی‌های مناسب آن‌ها آشنا می‌شود. به بیان دیگر نمونه هایی از ورودی های خاص و خروجی‌های مناسب برای آن‌ها در قدم نخست برای دستگاه تعریف می‌شوند. هدف از پیاده سازی این روش یادگیری ماشینی آن است که الگوریتم محاسباتی بتواند ضمن مقایسه خروجی‌ها ورودی‌ها به تدریج یاد بگیرید که چه رویکرد و الگوریتمی بهترین نتیجه ممکن را برای یک ورودی خاص ارائه می‌کند و بدین ترتیب سیستم قادر به پیدا کردن خطاها و تنظیم دقیق‌تر مدل باشد. اما در یادگیری ماشینی غیر نظارتی برخلاف حالت قبل داده‌ها توسط انسان برچسب‌گذاری نمی‌شوند بنابراین رایانه باید به دنبال وجه‌های اشتراک مابین ورودی‌ها بگردد و بدین ترتیب بتوان داده‌های مشابه را پیدا کند. از آنجایی که داده‌های برچسب‌گذاری نشده می‌توانند بسیار زیاد باشند، روش های یادگیری ماشین غیر نظارتی بسیار ارزشمند محسوب می‌شوند.

خوشه‌بندی

خوشه‌بندی ابزاری نیرومند برای تحلیل و تفسیر داده‌هاست. در حقیقت، خوشه‌بندی به دنبال کشف ساختار در داده‌های جمع‌آوری شده است. اصطلاح تحلیل خوشه‌ای را اولین بار تراین در سال 1939 برای روش‌های گروه‌بندی اشیای مشابه به کار برد. تحلیل خوشه‌ای ابزار میان‌بر تحلیل داده‌هاست که هدف آن گروه‌بندی اشیای مختلف به این صورت است که اگر دو شی متعلق به یک گروه باشند، درجة ارتباط آن‌ها حداکثر و در غیراین‌صورت حداقل است. به عبارت ساده‌تر هدف از خوشه‌بندی داده‌ها، تقسیم مشاهدات به گروه‌های همگن است به‌طوری که مشاهدات هر گروه بیشترین شباهت و مشاهدات گروه‌های متفاوت کمترین شباهت را با هم داشته باشند.

فاصله و تشابه دو مفهوم اساسی تحلیل خوشه‌ای است. فاصله که در واقع معرف عدم تجانس است کمک می‌کند با حرکت در فضای داده‌ای، خوشه‌ها تشکیل شوند. به عبارت‌دیگر فاصله، اندازه‌ای است که نشان می‌دهد دو مشاهده تا چه حد جدای از یکدیگر هستند. در حالی که تشابه شاخص نزدیکی آن‌ها به یکدیگر است.

ابتدا باید یک مقیاس کمی انتخاب شود که بر پایة تشابه بین مشاهده‌ها اندازه گرفته شود. این شاخص‌ها با توجه به الگوریتم تشکیل خوشه‌ها، ماهیت متغیرها ( پیوسته، گسسته ) و مقیاس اندازه‌گیری انتخاب می‌شوند. الگوریتم‌های k –میانگین و سلسله مراتبی رایج‌ترین الگوریتم‌های خوشه‌بندی هستند. به عبارتی خوشه بندی یکی از تکنیک های اصلی یادگیری‌ماشین است. خوشه بندی فرایندی است که مجموعه داده‌ها را داخل گروه‌هایی طبقه بندی می کند. در خوشه بندی داده‌های موجود در یک خوشه بیشترین شباهت را به هم دارند و داده‌های موجود در دو خوشه متفاوت بیشترین تفاوت را با هم دارند. الگوریتم‌های خوشه بندی با توجه به نوع داده‌ها به دو دسته تقسیم می‌شوند: الگوریتم‌های خوشه بندی داده‌های عددی و الگوریتم‌های خوشه بندی داده‌های دسته ای. الگوریتم‌های خوشه بندی داده‌های دسته ای به دلیل ماهیت و کاربرد این داده‌ها نسبت به الگوریتم‌های خوشه بندی داده‌های عددی از اهمیت بالایی برخوداراند. هر یک از این الگوریتم‌ها با توجه به نوع داده (عددی یا دسته ای) از معیارهای شباهت متفاوتی در خوشه بندی استفاده می کنند.

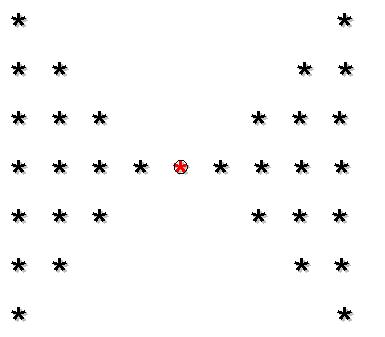
# هدف از خوشه بندی

هدف خوشه بندی یافتن خوشه های مشابه از اشیاء در بین نمونه های ورودی می باشد اما چگونه می توان گفت که یک خوشه بندی مناسب است و دیگری مناسب نیست؟ می توان نشان داد که هیچ معیار مطلقی برای بهترین خوشه بندی وجود ندارد بلکه این بستگی به مساله و نظر کاربر دارد که باید تصمیم بگیرد که آیا نمونه ها بدرستی خوشه بندی شده اند یا خیر. با این حال معیار های مختلفی برای خوب بودن یک خوشه بندی ارائه شده است که می تواند کاربر را برای رسیدن به یک خوشه بندی مناسب راهنمایی کند که در بخشهای بعدی چند نمونه از این معیارها آورده شده است. یکی از مسایل مهم در خوشه بندی انتخاب تعداد خوشه ها می باشد. در بعضی از الگوریتم ها تعداد خوشه ها از قبل مشخص شده است و در بعضی دیگر خود الگوریتم تصمیم می گیرد که داده ها به چند خوشه تقسیم شوند.

در خوشهبندی -Kمیانگین، ابتدا نقاطی بهعنوان مرکزیـت تعیـین میشـود. تعـداد ایـن  
نقاط با توجه به تعداد خوشههایی که وجود دارد، تعیین شده اسـت. پـس از تعیـین نقـاطی  
بهعنوان مرکز، فاصلهی هر نقطه تا مراکز، تعیین میشود، سپس نزدیکترین نقـاط بـه هـر  
مرکز، با هم تشکیل خوشه میدهند.

# خوشه بندی فازی

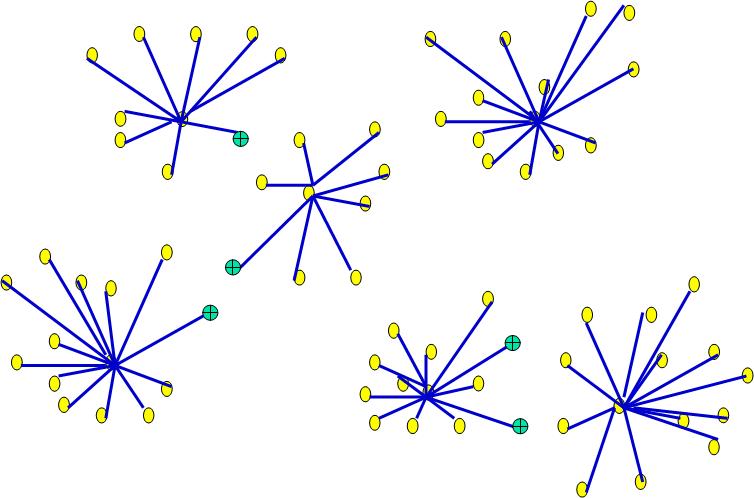
در خوشه بندی کلاسیک هر نمونه ورودی متعلق به یک و فقط یک خوشه می‌باشد و نمی‌تواند عضو دو خوشه و یا بیشتر باشد. اما حالتی را در نظر بگیرید که میزان تشابه یک نمونه با دو خوشه و یا بیشتر یکسان باشد در خوشه بندی کلاسیک باید تصمیم گیری شود که این نمونه متعلق به کدام خوشه است. تفاوت اصلی خوشه بندی کلاسیک و خوشه بندی فازی در این است که یک نمونه می‌تواند متعلق به بیش از یک خوشه باشد. برای روشن شدن مطلب شکل 3 را در نظر بگیرید:



شکل 3: مجموعه داده پروانه ای

اگر نمونه های ورودی مطابق شکل فوق باشند مشخص است که می‌توان داده ها را به دو خوشه تقسیم کرد اما مشکلی که پیش می آید این است که داده مشخص شده در وسط می تواند عضو هر دو خوشه باشد بنابراین باید تصمیم گرفت که داده مورد نظر متعلق به کدام خوشه است، خوشه سمت راست یا خوشه سمت چپ. اما اگر از خوشه بندی فازی استفاده کنیم داده مورد نظر با تعلق 0.5 عضو خوشه سمت راست و با تعلق مشابه عضو خوشه سمت چپ است. تفاوت دیگر در این است که مثلا نمونه های ورودی در سمت راست شکل 3 می توانند با یک درجه تعلق خیلی کم عضو خوشه سمت چپ نیز باشند که همین موضوع برای نمونه های سمت چپ نیز صادق است.

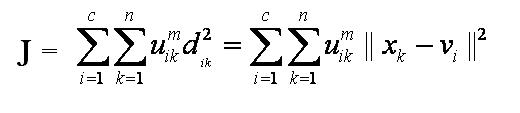
بعنوان یک مثال دیگر شکل 4 را در نظر بگیرید. در این شکل نمونه هایی که با علامت بعلاوه مشخص شده اند به بیش از یک خوشه تعلق دارند.



شکل 4: خوشه بندی فازی داده

# الگوریتم خوشه بندی c میانگین:

مشابه الگوریتم c میانگین کلاسیک در این الگوریتم نیز تعداد خوشه ها (c) از قبل مشخص شده است. تابع هدفی که برای این الگوریتم تعریف شده است بصورت زیر می‌باشد:



در فرمول فوق m یک عدد حقیقی بزرگتر از 1 است که در اکثر موراد برای m عدد 2 انتخاب می شود. Xk ­ نمونه k ام است و Vi نماینده یا مرکز خوشه i ام است. Uik میزان تعلق نمونه i ام در خوشه k ام را نشان می دهد. علامت ||\*|| میزان تشابه (فاصله) نمونه با (از) مرکز خوشه می باشد که می توان از هر تابعی که بیانگر تشابه نمونه و مرکز خوشه باشد را استفاده کرد. از روی Uik می توان یک ماتریس U تعریف کرد که دارای c سطر و n ستون می باشد و مولفه های آن هر مقداری بین 0 تا 1 را می‌توانند اختیار کنند. اگر تمامی مولفه های ماتریس U بصورت 0 و یا 1 باشند الگوریتم مشابه c میانگین کلاسیک خواهد بود. با اینکه مولفه‌های ماتریس U می توانند هر مقداری بین 0 تا 1 را اختیار کنند اما مجموع مولفه های هر یک از ستون‌ها باید برابر 1 باشد و داریم:



معنای این شرط این است که مجموع تعلق هر نمونه به c خوشه باید برابر 1 باشد. با استفاده از شرط فوق و مینیمم کردن تابع هدف خواهیم داشت:





مراحل الگوریتم:

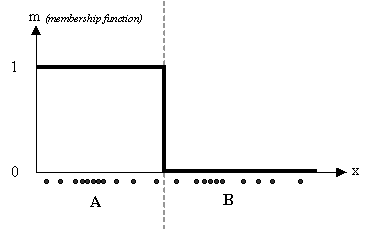
1. مقدار دهی اولیه برای c، m و U0. خوشه های اولیه حدس زده شوند.
2. مراکز خوشه ها محاسبه شوند (محاسبه viها).
3. محاسبه ماتریس تعلق از روی خوشه های محاسبه شده در 2.
4. اگر ||Ul+1−Ul|| ≤ ε الگوریتم خاتمه می یابد و در غیر اینصورت برو به مرحله 2.

برای مشاهده عملکرد خوشه بندی فازی به مثال زیر توجه کنید. در شکل زیر یک توزیع یک بعدی از نمونه های ورودی را آورده شده است.

image031

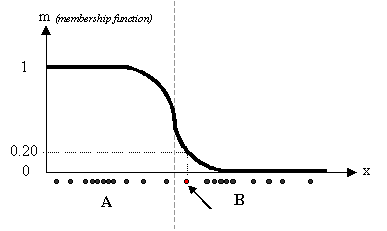
شکل 5 : توزیع یک بعدی نمونه ها

اگر از الگوریتم c میانگین کلاسیک استفاده کنیم داده های فوق به دو خوشه مجزا تقسیم خواهند شد و هر نمونه تنها متعلق به یکی از خوشه ها خواهد بود. بعبارت دیگر تابع تعلق هر نمونه مقدار 0 یا 1 خواهد داشت. نتیجه خوشه بندی کلاسیک مطابق شکل زیر است:



شکل 6: خوشه بندی کلاسیک نمونه های ورودی

شکل 6 تابع تعلق مربط به خوشه A را نشان می دهد. تابع تعلق خوشه B متمم تابع تعلق A می باشد. همانطور که مشاهده می کنید نمونه های ورودی تنها به یکی از خوشه ها تعلق دارند و بعبارت دیگر ماتریس U بصورت باینری می باشد. حال اگر از خوشه بندی فازی استفاده کنیم خواهیم داشت:



شکل 7: خوشه بندی فازی نمونه ها

مشاهده می کنید که در این حالت منحنی تابع تعلق هموارتر است و مرز بین خوشه ها بطور قطع و یقین مشخص نشده است. بعنوان مثال نمونه ای که با رنگ قرمز مشخص شده است با درجه تعلق 0.2 به خوشه A و با درجه تعلق 0.8 به خوشه B نسبت داده شده است.

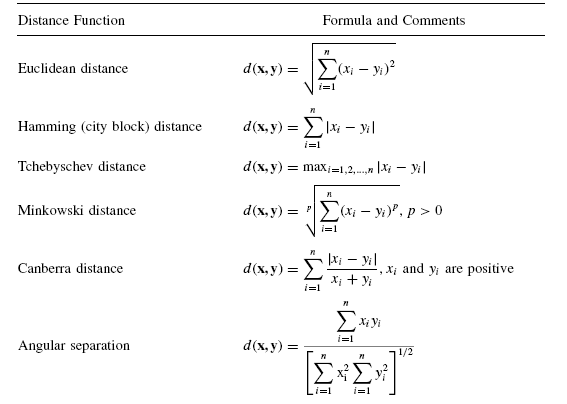
نقاط قوت الگوریتم c میانگین فازی:

* همیشه همگرا می شود.
* بدون نظارت بودن الگوریتم.

نقاط ضعف الگوریتم c میانگین فازی:

* زمان محاسبات زیاد است.
* حساس به حدسهای اولیه می­باشد و ممکن در مینیمم های محلی متوقف شود.
* حساس به نویز می­باشد.

اگر معیار تشابه در تابع هدف بر اساس فاصله تعریف شود می توان از تعاریف مختلفی که در مورد فاصله وجود دارد استفاده کرد که در زیر چند نمونه از این توابع آورده شده است:



جدول 1: معیارهای تشابه بر اساس توابع فاصله مختلف

# الگوریتم خوشه بندی c میانگین برای داده های نویزی:

همانطور که در روش c میانگین اشاره شد این روش حساسیت زیادی به نویز دارد. بهمین سعی شده است که روش هایی ابداع شود که کمتر به نویز حساس باشند. یکی از ایده هایی که در مورد داده های نویزی مطرح شده این است که یک خوشه برای داده های نویزی در نظر گرفته شود و میزان تعلق بردار ویژگی (نمونه) xt به خوشه نویز بر طبق رابطه زیر تعریف شود:



بدلیل تعریف خوشه نویز هر نمونه درجه تعلقی کوچک یا بزرگی به این خوشه خواهد داشت و بنابراین مجموع درجه تعلقات نمونه ها به c خوشه اولیه کمتر از 1 خواهد بود، برخلاف روش c میانگین اولیه که این مجموع باید مساوی 1 شود:



تابع هدفی که برای این خوشه بندی تعریف شده بصورت زیر می­باشد:



با می­نیمم کردن تابع فوق نسبت به uik داریم:



δ عدد ثابتی است که برابر است با فاصله مرکز خوشه نویز با تمامی نمونه ها. از آنجا که جمله اضافه شده به تابع هدف به vi بستگی ندارد برای محاسبه مقادیر vi می توان از فرمول ارائه شده برای الگوریتم c میانگین استفاده کرد.

اگر نمونه k ام نویز باشد جمله دوم فرمول فوق بزرگ می شود و میزان تعلق این نمونه به خوشه ها کم می شود و در نتیج میزان تعلق این نمونه به خوشه نویز افزایش می یابد.

با پیدا کردن یک مقدار مناسب برای δ این الگوریتم نتایج بهتری نسبت به روش c میانگین اولیه خواهد داشت.

# الگوریتم خوشه بندی c میانگین با استفاده از نمونه های برچسب گذاری شده:

در بعضی از کاربردها علاوه بر نمونه های بدون برچسب، تعداد کمی نمونه بر چسب دار نیز موجود می باشد. در چنین حالتی می توان از روی این نمونه های بر چسب دار حدس های اولیه بهتری برای مراکز خوشه ها بدست آورد. فرض کنید که تعداد نمونه  n باشد و M نمونه از این تعداد برچسب دار باشد. در این کاربردها تابع هدف به صورت زیر تعریف می شود:



بردار b نیز بدین صورت تعریف می شود که اگر نمونه k ام برچسب داشته باشد =1bk و در غیر اینصورتbk=0 است و lik مولفه های ماتریس L می باشند که درجه تعلق نمونه های برچسب دار را نشان می دهند. ضریب α برابر نسبت n به M در نظر گرفته می شود. مشابه قسمتهای قبل با مشتق گرفتن از تابع هدف می توان فرمول های بروز رسانی uik ها را محاسبه کرد و همچنین برای محاسبه مراکز خوشه ها از فرمول ارائه شده در الگوریتم c میانگین استاندارد استفاده می شود. مراحل الگوریتم نیز مشابه مراحل خوشه بندی c میانگین استاندارد می باشد. در این نوع خوشه بندی ها اگر M=n باشد الگوریتم خوشه بندی را با ناظر و اگر M<n باشد الگوریتم را با ناظر جزئی و اگر M=0 باشد الگوریتم خوشه بندی را بدون ناظر گویند.

# الگوریتم خوشه بندی c میانگین مبتنی بر آنتروپی:

تابع هدفی که برای این روش در نظر گرفته شده است بصورت زیر می­باشد:



که در فرمول فوق n>0 می باشد. جمله اول فرمول فوق، جمله اول تابه هدف الگوریتم c میانگین فازی می باشد البته با مقدار m=1. جمله دوم فرمول –n برابر تابع E(U) زیر است:



به تابع E(U) تابع آنتروپی فازی گفته می شود و این تابع می تواند مقادیری بین 0 تا 1/c را اختیار کند. اگر خوشه ها را مجموعه های فازی در نظر بگیریم تابع آنتروپی فازی عدم قطعیت در اینکه آیا xk به یک خوشه خاص تعلق دارد یا خیر را می رساند.

با می­نیمم کردن تابع هدف تعیین شده برای این روش خواهیم داشت:





برای خوشه بندی مبتنی بر آنتروپی چند تابع آنتروپی فازی دیگر نیز تعریف شده است. مثلا می توان بجای استفاده از خود uik ها از متوسط uik ها برای n نمونه استفاده کرد.

اگر Pi را بصورت زیر تعریف کنیم:



می توان تابع آنتروپی فازی را بصورت زیر تعریف کرد:



# الگوریتم خوشه بندی c میانگین مبتنی بر آنتروپی برای داده های نویزی:

با استفاده از تعاریف قسمت مربوط به "الگوریتم c میانگین برای داده های نویزی" تابع هدف این قسمت بصورت زیر تعریف می شود:



با می­نیمم کردن تابع فوق نسبت به Uik داریم:



اگر نمونه ورودی نویز باشد جمله دوم فرمول فوق مقدار یزرگی می شود و میزان تعلق این نمونه به خوشه های اصلی کم شده و در عوض میزان تعلق نمونه به خوشه نویز زیاد می شود.

برای محاسبه vi می توانیم از فرمول ارائه شده برای قسمت خوشه بندی مبتنی بر آنتروپی استفاده کنیم.

# الگوریتم خوشه بندی c میانگین با استفاده از یادگیری وزن ویژگی ها:

در این روش ابتدا با استفاده از روشهای یادگیری میزان تشابه بین نمونه ها محاسبه می شود و سپس از روی تشابهات نمونه ها تابع هدف جدیدی برای الگوریتم c میانگین فازی ارائه می شود. برای محاسبه میزان تشابه نمونه ها می توان معیارهای مختلفی در نظر گرفت مانند فاصله اقلیدوسی. یکی از روشهایی که در این زمینه ارائه شده روشی است که آقای Wang و همکارانش ارائه نموده اند. در این روش میزان تشابه نمونه i و نمونه j بصورت زیر تعریف شده است:



در فرمول فوق  فاصله اقلیدوسی وزن دار نمونه i و نمونه j می باشد. β ضریبی مثبت است که برای قرار گرفتن میزان تشابه در فاصله [0 1] استفاده شده است.

مقدار β از معادله زیر بدست می آید:



در فرمول فوق dij فاصله اقلیدوسی نمونه i و نمونه j می باشد که اگر فرض کنیم که نمونه ها دارای s بعد هستند خواهیم داشت:



همچنین برای فاصله اقلیدوسی وزن دار داریم:



در واقع قسمت یادگیری این الگوریتم همان پیدا کردن بردار وزن w=(w1,w2,…,ws) می باشد. برای محاسبه بردار وزن لازم است تا یک معیار برای ارزیابی میزان تشابه نمونه ها ارائه شود. تابع ارزیابی که آقای Wang و همکارانش در نظر گرفته اند بصورت زیر می باشد:



در فرمول فوق pij میزان تشابه نمونه i و نمونه j بر مبنای فاصله اقلیدوسی می باشد.

معیارهای کارایی:

همانطور که قبلا اشاره شد یکی از مهمترین مسایل در خوشه بندی انتخاب تعداد خوشه های مناسب می باشد. تعداد خوشه ای مناسب می باشد که 1) نمونه های موجود در یک خوشه تا حد امکان شبیه به یکدیگر باشند و 2) نمونه های متعلق به خوشه های متفاوت تا حد امکان با یکدیگر نامتشابه باشند. عبارات فوق را بدین صورت نیز بیان می کنند که خوشه ها باید ماکزیمم فشردگی[[4]](#footnote-5) باشند و تا حد امکان جدایی[[5]](#footnote-6) آنها نیز زیاد باشد. اگر تنها معیار فشردگی مورد استفاده قرار گیرد در آنصورت هر داده می تواند به صورت یک خوشه در نظر گرفته شود چرا که هیچ خوشه ای فشرده تر از خوشه ای با یک داده نمی باشد. اگر تنها معیار جدایی در نظر گرفته شود در آنصورت بهترین خوشه بندی این می باشد که کل داده ها را یک خوشه بگیریم با این فرض که فاصله هر خوشه از خودش صفر است. بنابراین باید از ترکیب دو معیار فوق استفاده شود. برای مشخص کردن تعداد درست خوشه ها توابع ارزیابی[[6]](#footnote-7) مختلفی تعریف شده است که می توان با استفاده از آنها تعداد خوشه ها را برای مسایل مختلف مشخص کرد.

1. تابع ارزیابی ضریب افراز[[7]](#footnote-8)



انتخاب تعداد خوشه های مناسب با ماکزیمم کردن تابع فوق بدست می آید. یعنی برای تعداد خوشه های مختلف خوشه بندی را اجرا می کنند و با استفاده از ماتریس تعلق بدست آمده مقدار تابع فوق را محاسبه می کنند. تعداد خوشه هایی که به ازای آن این تابع بیشترین مقدار را داشته است بعنوان تعداد خوشه های مناسب برای آن مساله مورد استفاده قرار می گیرد. مقدار تابع فوق بین 1/c و 1 می باشد.

1. تابع ارزیابی آنتروپی افراز[[8]](#footnote-9)



انتخاب تعداد خوشه های مناسب با می­نیمم کردن تابع فوق بدست می آید. تعداد خوشه هایی که به ازای آن این تابع کمترین مقدار را داشته است بعنوان تعداد خوشه های مناسب برای آن مساله مورد استفاده قرار می گیرد. مقدار این تابع بین 0 تا log2c می باشد. یک حالت دیگر از این تابع نیز تعریف شده است که به تابع ارزیابی آنتروپی نرمال شده معروف است. در این تابع مقدار تابع ارزیابی فوق را بر لگاریتم تعداد خوشه ها (c) تقسیم می کنند.

نکته قابل توجه در مورد این دو تابع این است که زمانی که PC برابر 1 باشد PE برابر 0 خواهد بود و در این حالت خوشه بندی معادل خوشه بندی کلاسیک است. اگر PC برابر 1/c باشد PE برابر log2c خواهد بود که در این حالت خوشه بندی در فازی ترین حالت خود خواهد بود. از طرف دیگر گفته شد که باید برای رسیدن به حالت خوشه بندی مطلوب PC ماکزیمم شود و PE می نیمم. بنابراین در خوشه بندی های فازی سعی می شود تا خوشه ها به خوشه های کلاسیک نزدیکتر باشند.

نقاط ضعف دو تابع فوق این است که از خود داده ها بطور مستقیم برای ارزیابی خوشه بندی استفاده نشده است.

1. تابع Fukuyama and Sugeno



در تابع فوق  میانگین کل نمونه ها می­باشد.انتخاب تعداد خوشه های مناسب با می­نیمم کردن تابع فوق بدست می آید. تعداد خوشه هایی که به ازای آن این تابع کمترین مقدار را داشته است بعنوان تعداد خوشه های مناسب برای آن مساله مورد استفاده قرار می گیرد. در واقع جمله اول در تابع فوق معیاری برای فشردگی خوشه ها می باشد و جمله دوم معیاری برای جدایی خوشه ها از هم می باشد. هر چه خوشه ها فشرده تر باشند جمله اول کوچکتر خواهد بود و هر چه جمله دوم بزرگتر باشد جدایی خوشه ها بیشتر می باشد. بنابراین می­نیمم کردن تابع فوق می­تواند معیار مناسبی برای ارزیابی خوشه بندی و تعداد خوشه ها باشد.

1. تابع Xie and Beni



انتخاب تعداد خوشه های مناسب با می­نیمم کردن تابع فوق بدست می آید. تعداد خوشه هایی که به ازای آن این تابع کمترین مقدار را داشته است بعنوان تعداد خوشه های مناسب برای آن مساله مورد استفاده قرار می گیرد. در واقع صورت تابع فوق معیاری برای فشردگی خوشه ها می باشد و مخرج کسر معیاری برای جدایی خوشه ها از هم می باشد. هر چه خوشه ها فشرده تر باشند صورت کسر کوچکتر خواهد بود و هر چه مخرج کسر بزرگتر باشد جدایی خوشه ها بیشتر می باشد. بنابراین می­نیمم کردن تابع فوق می­تواند معیار مناسبی برای ارزیابی خوشه بندی و تعداد خوشه ها باشد.

1. تابع N.Zahid

آقای N.Zahid و همکارانش تابع ارزیابی دیگری را معرفی کرده اند که مبتنی بر معیارهای فشردگی و جدایی خوشه می باشد.

انحراف فازی[[9]](#footnote-10) نمونه k ام از مرکز خوشه Vi بصورت زیر تعریف می شود:



تغییرات خوشه فازی Ui ­بصورت زیر تعریف شده است:



کاردینالیتی فازی خوشه Ui نیز بصورت زیر تعریف شده است:



**

با استفاده از تعاریف فوق می­توان میزان فشردگی خوشه فازی Ui را بصورت زیر تعریف کرد:



فشردگی کلی تمامی خوشه ها بصورت زیر تعریف شده است:



برای تعریف تابع ارزیابی لازم است تا معیار جدایی خوشه ها را نیز تعریف شود که آقای N.Zahid و همکارانش جدایی خوشه ها را بصورت زیر تعریف کرده اند:



نسبت بین جدایی خوشه ها و فشردگی خوشه ها بعنوان تابع ارزیابی تعریف می­شود:



انتخاب تعداد خوشه های مناسب با ماکزیمم کردن تابع فوق بدست می آید.

1. تابع M.Ramze Rezaee

آقای Ramze Rezaee و همکارانش تابع دیگری را برای ارزیابی الگوریتم خوشه بندی c میانگین ارائه داده اند. روش آنها مبتنی بر معیارهای جدایی و فشردگی خوشه ها می باشد که در ادامه روش مورد نظر آورده شده است.

فرض کنید که داده های ورودی p بعدی باشند و می خواهیم آنها را به c خوشه گروه­بندی کنیم:



خوشه ها با vi  مشخص می شوند و میزان تعلق نمونه ها با خوشه ها نیز با ماتریس U نشان داده می شود. اگر واریانس نمونه های X را Rp (x)σ درنظر بگیریم برای p امین مولفه واریانس خواهیم داشت:



که در فرمول فوق ، p امین مولفه متوسط نمونه ها می باشد. متوسط نمونه ها نیز با فرمول زیر محاسبه می شود:



اگر تغییرات خوشه i ام را Rp (vi)σ در نظر بگیریم برای p امین مولفه تغییرات خواهیم داشت:



با استفاده از معادلات تعریف شده متوسط پراکندگی تمامی خوشه ها بصورت زیر تعریف شده است:



همچنین یک تابع فاصله نیز بصورت زیر تعریف شده است:



که برای Dmax و Dmin داریم:



که در واقع فرمول فوق ماکزیمم(می نیمم) فاصله بین مراکز خوشه ها را محاسبه می کند. از روی فرمول های فاصله و پراکندگی آقای Ramze Rezaee و همکارانش تابع ارزیابی را بصورت زیر تعریف کرده اند:



جمله اول فرمول فوق متوسط پراکندگی خوشه ها را نشان می دهد که هر چه این مقدار کوچک باشد نشان دهنده این است که خوشه ها فشرده تر هستند. اما همانطور که قبلا گفته شد این جمله بتنهایی نمی تواند معیار خوبی برای خوشه بندی باشد و باید جدایی خوشه ها نیز در نظر گرفته شود که این معیار توسط جمله دوم فرمول فوق محقق می شود. ضریب α نیز که برابر است با D(cmax) برای متعادل کردن دو جمله بکار گرفته شده است. الگوریتم پیدا کردن تعداد خوشه های بهینه بصورت زیر می باشد:

فرض کنید که تعداد خوشه های بهینه بین cmin و cmax باشد. تابع ارزیابی فوق را برای تمامی مقادیر بین cmin و cmax محاسبه و ذخیره می کنیم. مقدار c متناظر می نیمم مقادیر ذخیره شده تعداد خوشه های بیهنه خوشه بندی می باشد.

بیان مسئله

بیان روش‌ها

روش‌های به کارگرفته‌شده

پاکسازی داده

نرمال سازی داده

بررسی آماره‌ها توصیفی

انتخاب پارامتر

بررسی انواع همبستگی

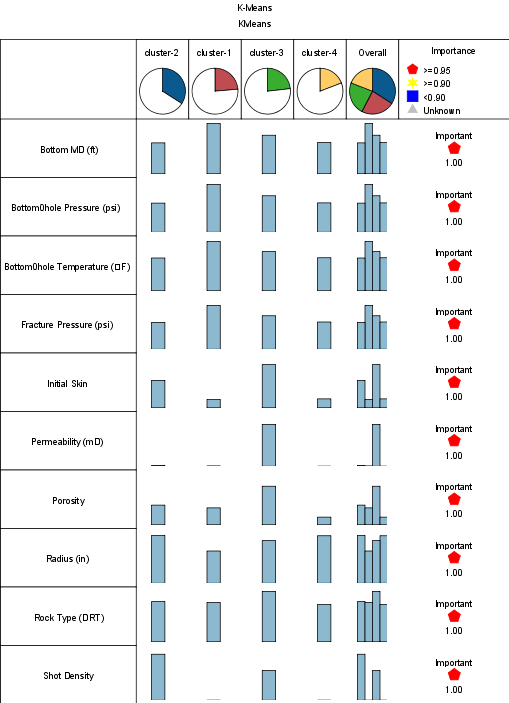
شباهت

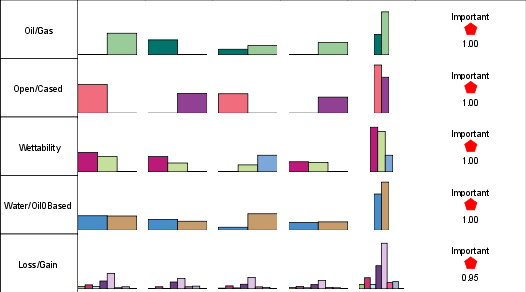
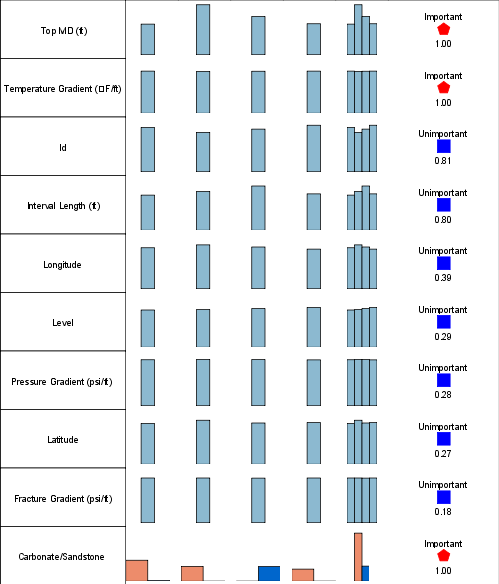
طبقه بندی

نحوه به کارگیری روش‌ها در مسئله

بیان مسئله

بررسی مسئله





شکل ‏1‑1 نقشه En-Route Chart برای منطقه اطراف اصفهان

جدول ‏1‑2 قیدهای عملکردی پرنده بدون سرنشین

|  |  |
| --- | --- |
| نوع | توضیح |
| کمترین شعاع چرخش | این پارامتر برای بررسی توانایی دورزدن پرنده در نزدیکی عوارض زمینی لازم است. |
| نرخ صعود و نزول | این پارامتر برای بررسی تناسب شیب مسیر پیشنهادی با توانایی‌های پرنده لازم است. |
| مصرف سوخت (تابعی از شرایط پروازی) و مقدار سوخت اولیه | این پارامتر برای مدیریت میزان سوخت باقی‌مانده در مسیر پرواز لازم است. |
| حداکثر ارتفاع پروازی پرنده از سطح دریا | این مشخصه که تابع توان موتور پرنده‌است، برای تنظیم بیشینه‌ ارتفاع پروازی پرنده از سطح دریا لازم است. |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Oil/Gas** | | | | | |
|  | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Gas | 160 | 32.3 | 32.3 | 32.3 |
| Oil | 336 | 67.7 | 67.7 | 100.0 |
| Total | 496 | 100.0 | 100.0 |  |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Open/Cased** | | | | | |
|  | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Cased | 284 | 57.3 | 57.3 | 57.3 |
| Open | 212 | 42.7 | 42.7 | 100.0 |
| Total | 496 | 100.0 | 100.0 |  |

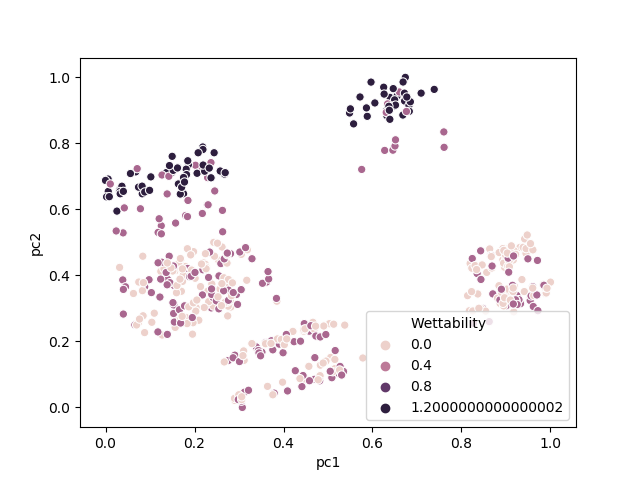
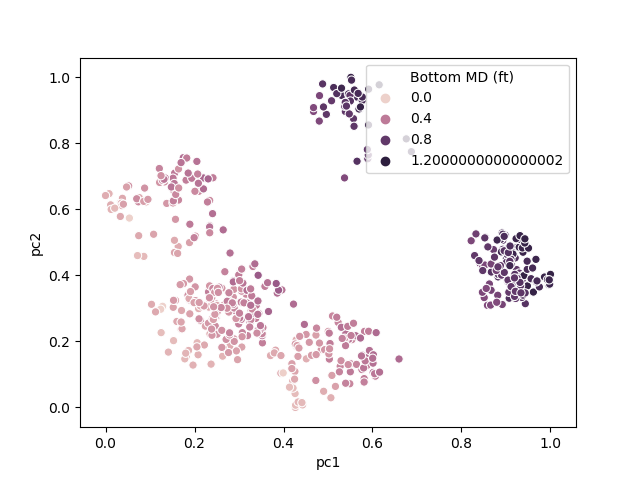
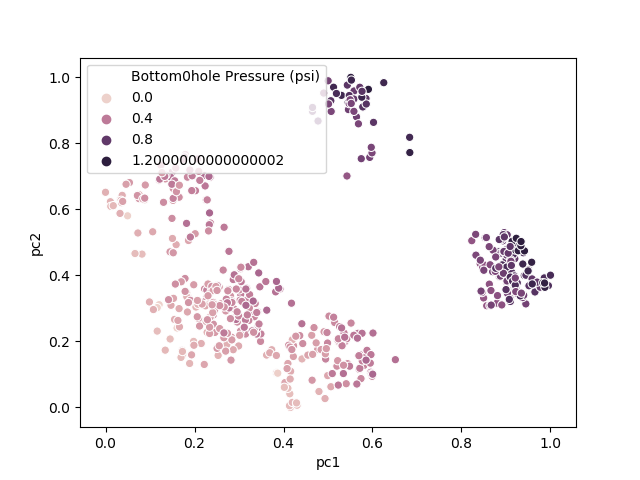
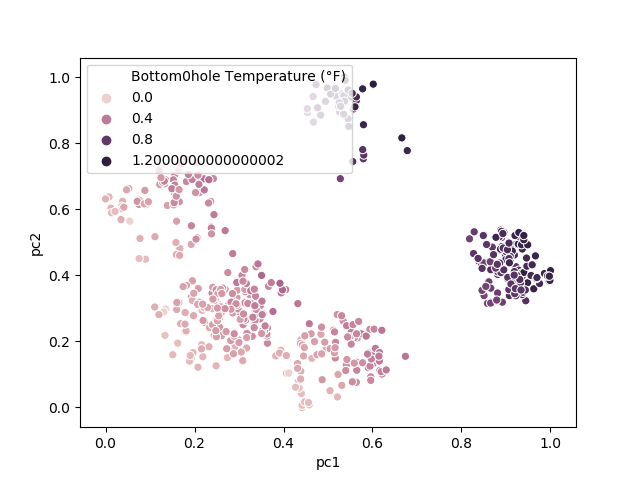
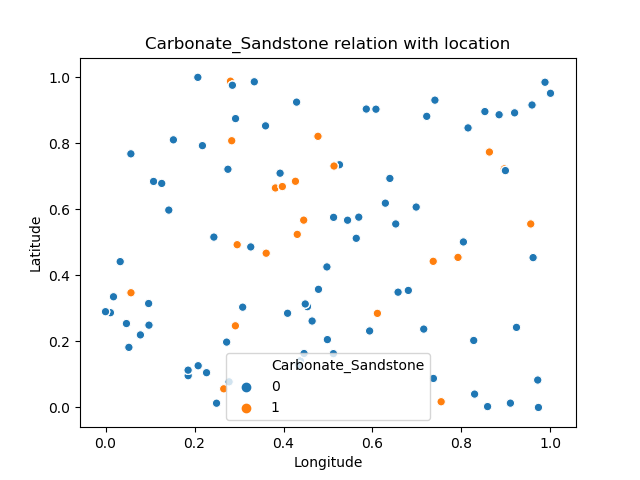
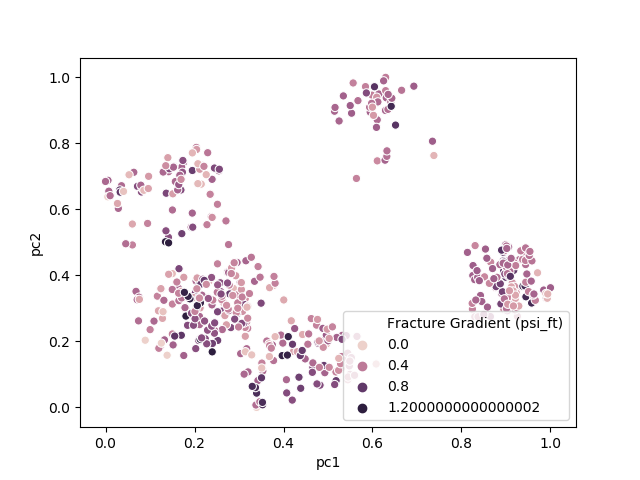
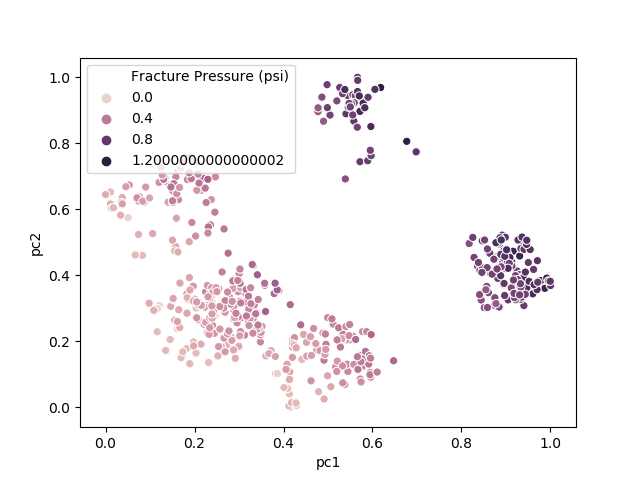
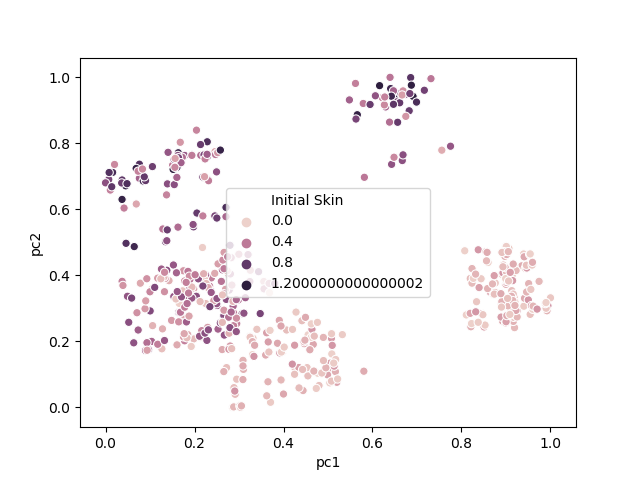
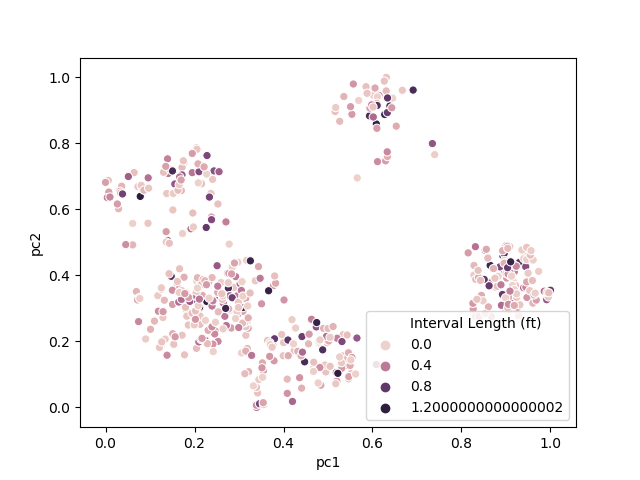
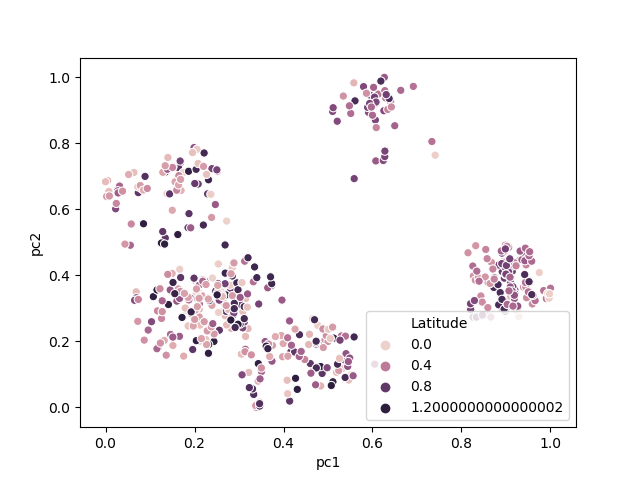
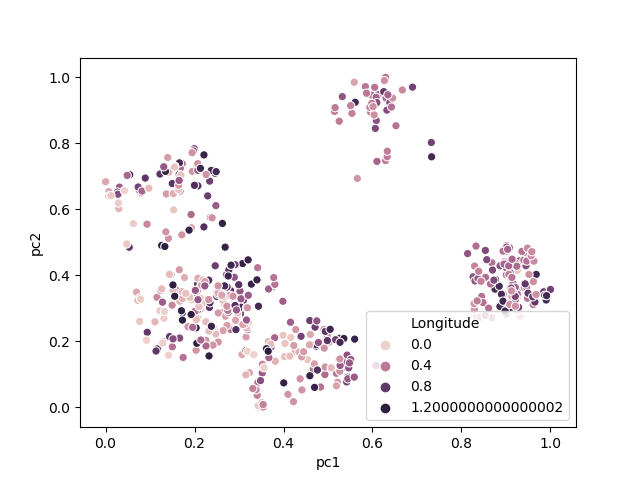
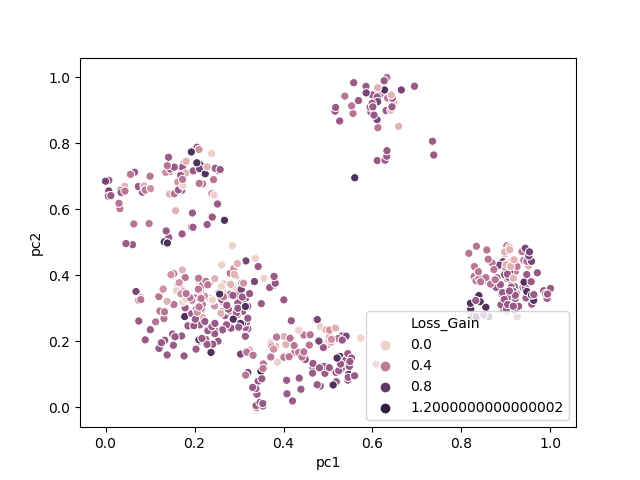
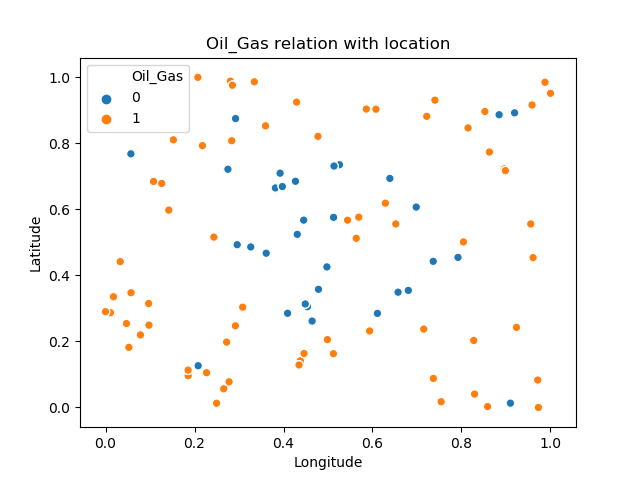
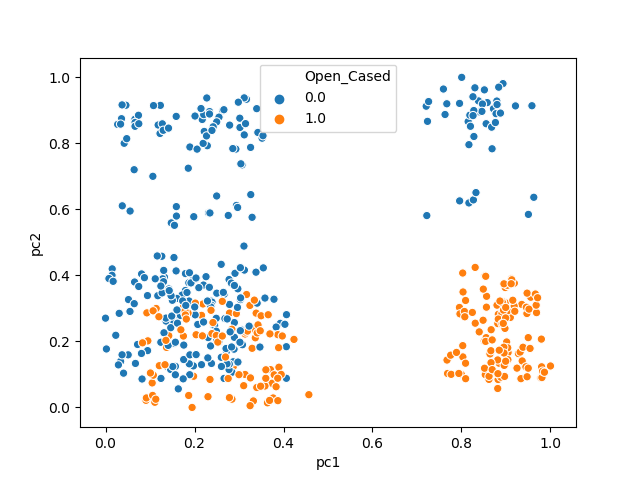
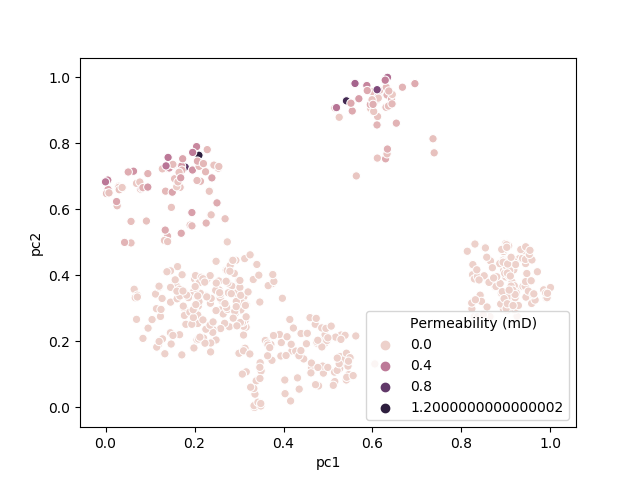
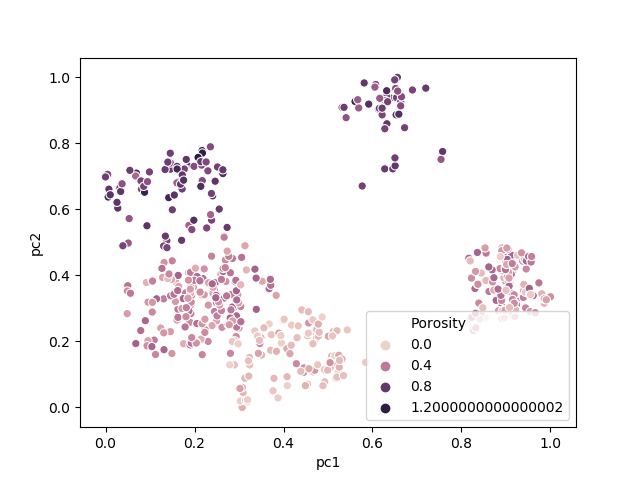
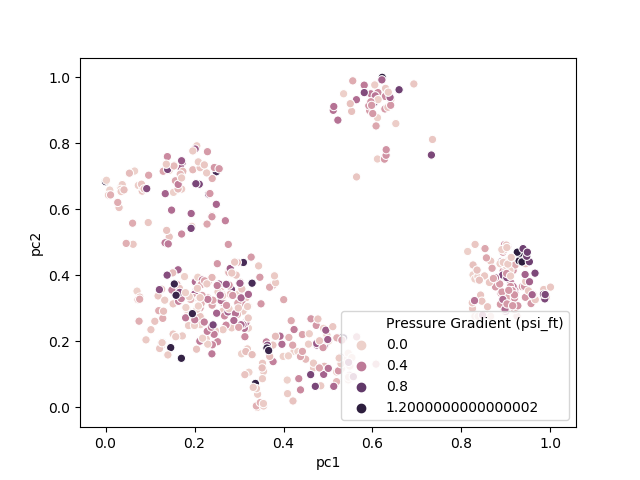
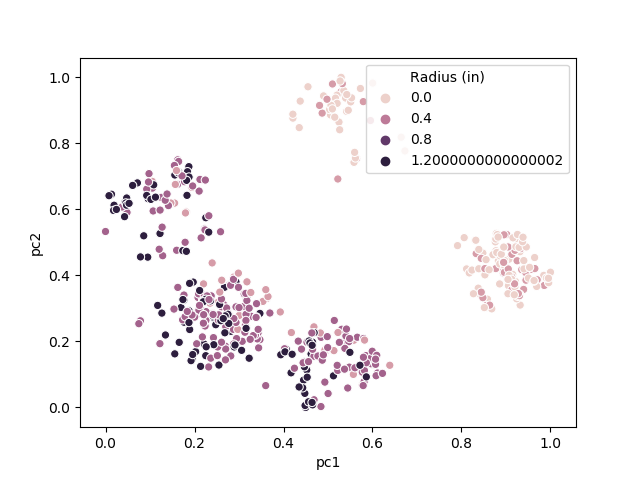
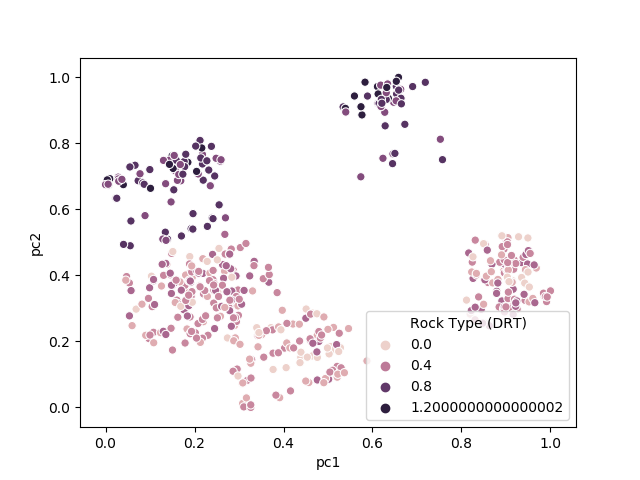
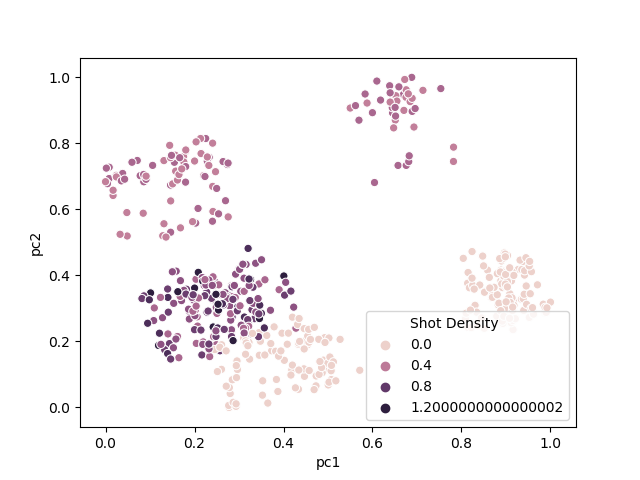
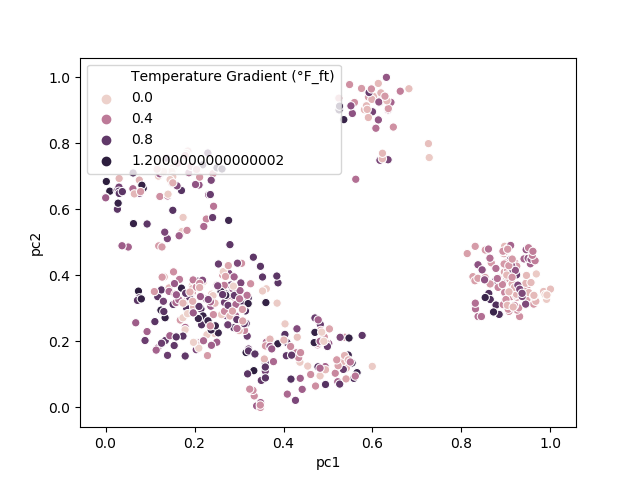
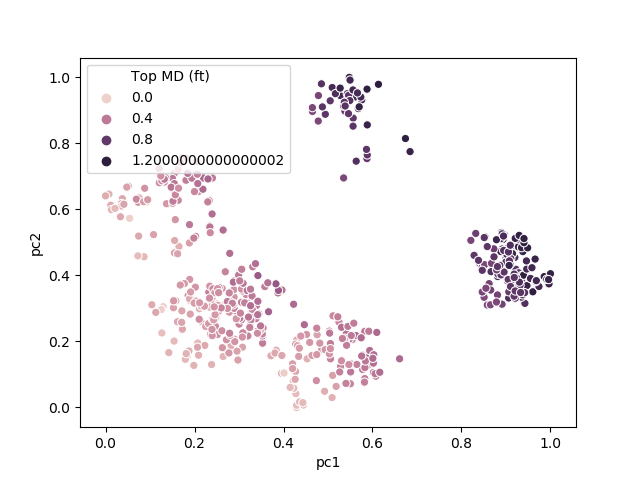
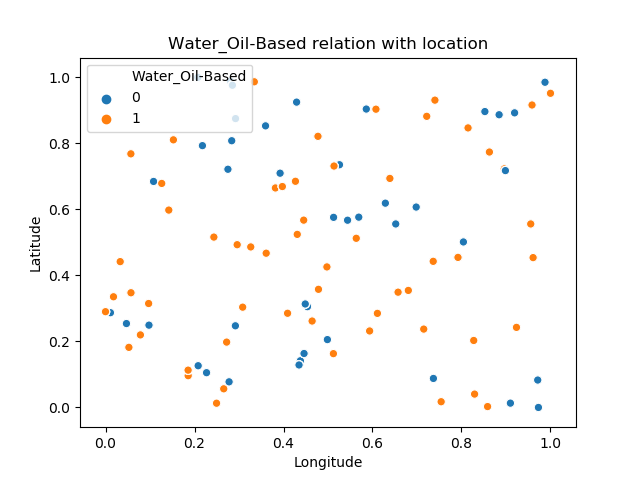
|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Water/Oil0Based** | | | | | |
|  | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Oil0Based | 213 | 42.9 | 42.9 | 42.9 |
| Water0Based | 283 | 57.1 | 57.1 | 100.0 |
| Total | 496 | 100.0 | 100.0 |  |

|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Loss/Gain** | | | | | |
|  | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Large Gain | 20 | 4.0 | 4.0 | 4.0 |
| Large Loss | 54 | 10.9 | 10.9 | 14.9 |
| Medium Gain | 20 | 4.0 | 4.0 | 19.0 |
| Medium Loss | 113 | 22.8 | 22.8 | 41.7 |
| No Loss | 223 | 45.0 | 45.0 | 86.7 |
| Small Gain | 30 | 6.0 | 6.0 | 92.7 |
| Small Loss | 35 | 7.1 | 7.1 | 99.8 |
| Water0Based | 1 | .2 | .2 | 100.0 |
| Total | 496 | 100.0 | 100.0 |  |

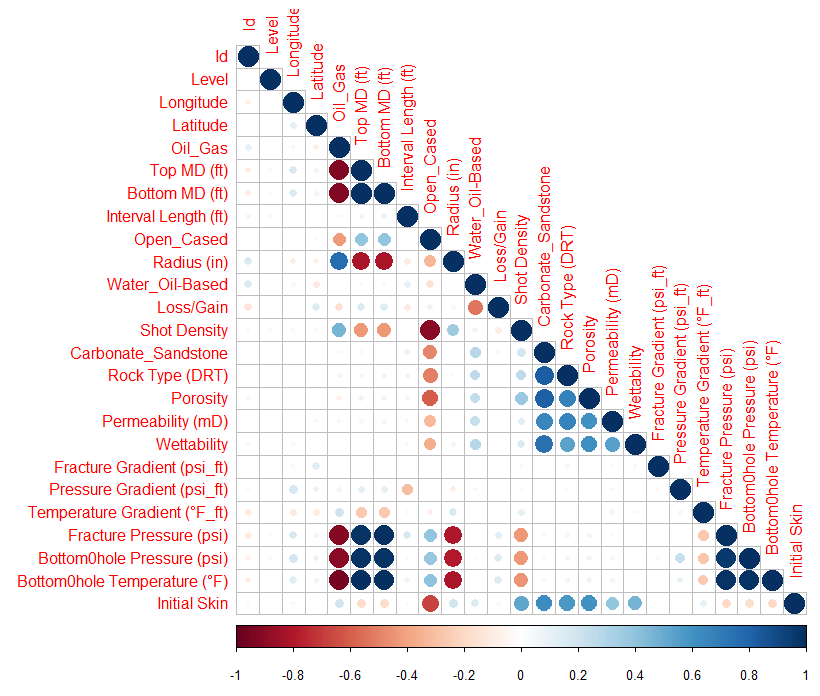
|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Carbonate/Sandstone** | | | | | |
|  | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Carbonate | 377 | 76.0 | 76.0 | 76.0 |
| Sandstone | 119 | 24.0 | 24.0 | 100.0 |
| Total | 496 | 100.0 | 100.0 |  |

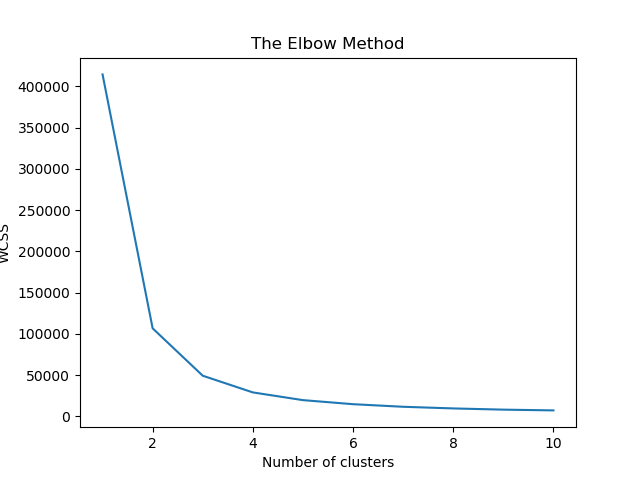
|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Rock Type (DRT)** | | | | | |
|  | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | 9.0 | 51 | 10.3 | 10.3 | 10.3 |
| 10.0 | 97 | 19.6 | 19.6 | 29.8 |
| 11.0 | 141 | 28.4 | 28.4 | 58.3 |
| 12.0 | 88 | 17.7 | 17.7 | 76.0 |
| 13.0 | 44 | 8.9 | 8.9 | 84.9 |
| 14.0 | 54 | 10.9 | 10.9 | 95.8 |
| 15.0 | 21 | 4.2 | 4.2 | 100.0 |
| Total | 496 | 100.0 | 100.0 |  |

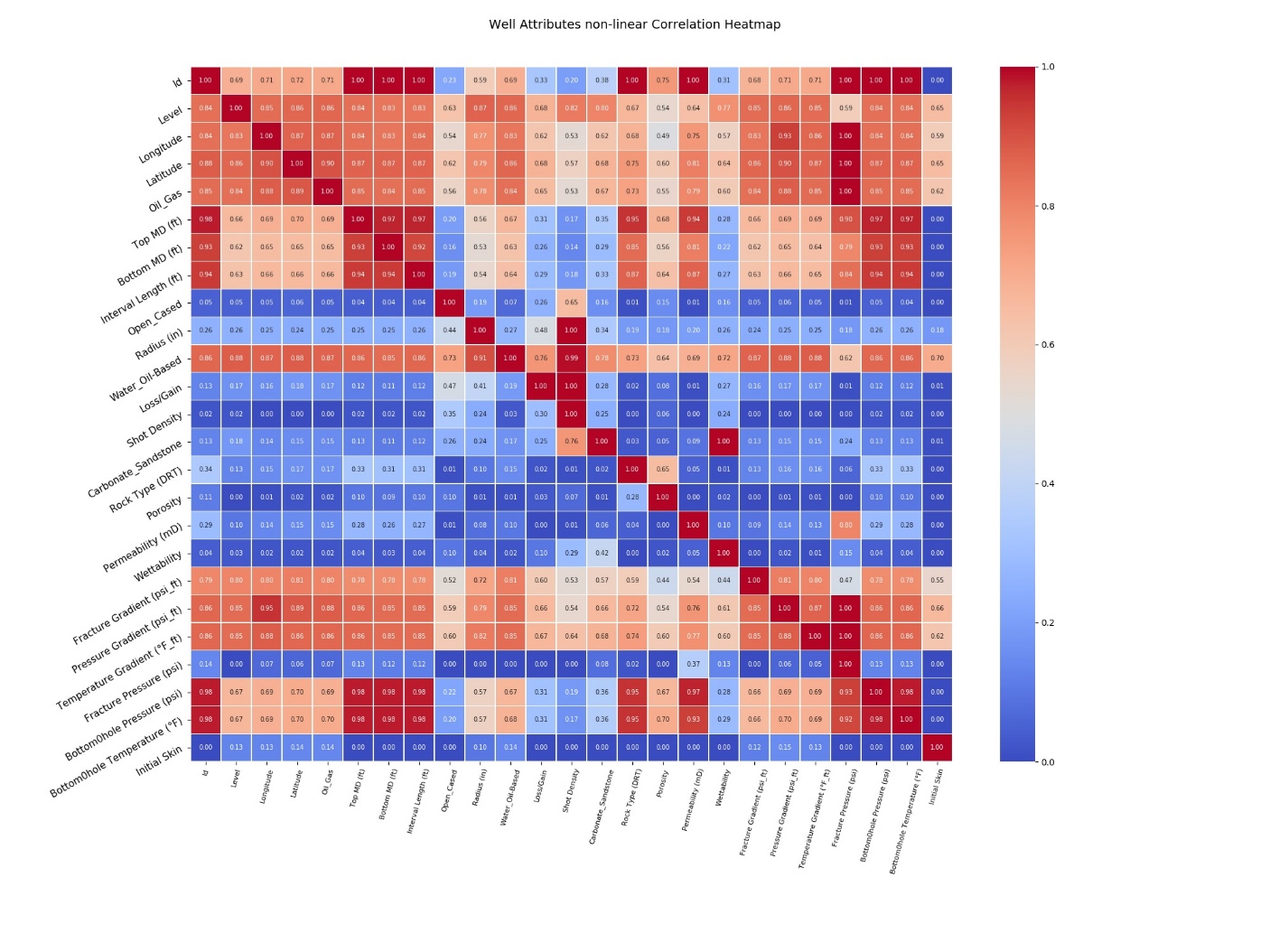
|  |  |  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- | --- | --- |
| **Wettability** | | | | | |
|  | | Frequency | Percent | Valid Percent | Cumulative Percent |
| Valid | Mixed0Wet | 218 | 44.0 | 44.0 | 44.0 |
| Oil0Wet | 197 | 39.7 | 39.7 | 83.7 |
| Water0Wet | 81 | 16.3 | 16.3 | 100.0 |
| Total | 496 | 100.0 | 100.0 |  |

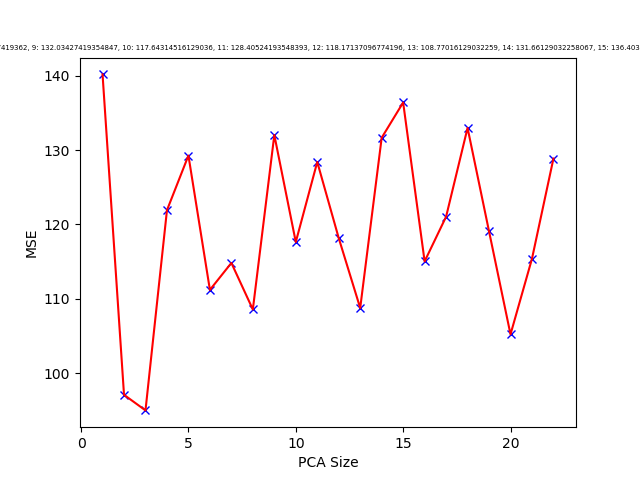


|  |  |  |  |
| --- | --- | --- | --- |
| **Cluster Membership** | | | |
| Case Number | Id | Cluster | Distance |
| 1 | 1 | 2 | 2.146 |
| 2 | 1 | 2 | 2.037 |
| 3 | 1 | 4 | 2.227 |
| 4 | 1 | 4 | 1.810 |
| 5 | 1 | 4 | 2.033 |
| 6 | 2 | 1 | 2.370 |
| 7 | 2 | 1 | 2.256 |
| 8 | 2 | 3 | 2.427 |
| 9 | 2 | 3 | 2.048 |
| 10 | 2 | 3 | 2.173 |
| 11 | 3 | 1 | 1.717 |
| 12 | 3 | 1 | 1.620 |
| 13 | 3 | 3 | 1.796 |
| 14 | 3 | 3 | 1.297 |
| 15 | 3 | 3 | 1.509 |
| 16 | 4 | 2 | 1.840 |
| 17 | 4 | 2 | 1.859 |
| 18 | 4 | 4 | 1.796 |
| 19 | 4 | 4 | 1.668 |
| 20 | 4 | 4 | 1.809 |
| 21 | 5 | 1 | 1.849 |
| 22 | 5 | 1 | 1.553 |
| 23 | 5 | 3 | 2.231 |
| 24 | 5 | 3 | 1.384 |
| 25 | 5 | 3 | 2.031 |
| 26 | 6 | 1 | 1.528 |
| 27 | 6 | 1 | 1.905 |
| 28 | 6 | 1 | 1.710 |
| 29 | 6 | 3 | 1.608 |
| 30 | 6 | 3 | 1.725 |
| 31 | 7 | 1 | 2.318 |
| 32 | 7 | 1 | 1.647 |
| 33 | 7 | 3 | 1.931 |
| 34 | 7 | 3 | 1.438 |
| 35 | 7 | 3 | 1.588 |
| 36 | 8 | 1 | 1.820 |
| 37 | 8 | 1 | 1.617 |
| 38 | 8 | 3 | 1.864 |
| 39 | 8 | 3 | 1.964 |
| 40 | 8 | 3 | 2.021 |
| 41 | 9 | 2 | 1.864 |
| 42 | 9 | 2 | 1.574 |
| 43 | 9 | 4 | 1.782 |
| 44 | 10 | 2 | 1.865 |
| 45 | 10 | 2 | 1.870 |
| 46 | 10 | 4 | 1.817 |
| 47 | 10 | 4 | 1.531 |
| 48 | 10 | 4 | 1.673 |
| 49 | 11 | 2 | 2.095 |
| 50 | 11 | 2 | 1.954 |
| 51 | 11 | 4 | 2.314 |
| 52 | 11 | 4 | 2.006 |
| 53 | 11 | 4 | 1.955 |
| 54 | 12 | 2 | 1.606 |
| 55 | 12 | 2 | 1.603 |
| 56 | 12 | 2 | 1.976 |
| 57 | 12 | 4 | 1.626 |
| 58 | 12 | 4 | 1.947 |
| 59 | 13 | 1 | 1.293 |
| 60 | 13 | 1 | 1.276 |
| 61 | 13 | 1 | 1.569 |
| 62 | 13 | 3 | 1.205 |
| 63 | 13 | 3 | 1.454 |
| 64 | 14 | 1 | 1.811 |
| 65 | 14 | 1 | 1.267 |
| 66 | 14 | 1 | 1.701 |
| 67 | 14 | 3 | 1.331 |
| 68 | 14 | 3 | 1.503 |
| 69 | 15 | 1 | 1.410 |
| 70 | 15 | 1 | 1.804 |
| 71 | 15 | 1 | 1.598 |
| 72 | 15 | 3 | 1.319 |
| 73 | 15 | 3 | 1.484 |
| 74 | 16 | 1 | 1.728 |
| 75 | 16 | 1 | 1.524 |
| 76 | 16 | 1 | 2.335 |
| 77 | 16 | 3 | 1.752 |
| 78 | 16 | 3 | 1.893 |
| 79 | 17 | 2 | 2.326 |
| 80 | 17 | 2 | 2.209 |
| 81 | 17 | 2 | 2.566 |
| 82 | 17 | 4 | 2.569 |
| 83 | 17 | 4 | 2.789 |
| 84 | 18 | 1 | 1.652 |
| 85 | 18 | 1 | 1.377 |
| 86 | 18 | 1 | 1.938 |
| 87 | 18 | 3 | 1.725 |
| 88 | 18 | 3 | 1.709 |
| 89 | 19 | 1 | 1.481 |
| 90 | 19 | 1 | 1.303 |
| 91 | 19 | 1 | 1.792 |
| 92 | 19 | 3 | 1.883 |
| 93 | 19 | 3 | 1.538 |
| 94 | 20 | 1 | 1.769 |
| 95 | 20 | 1 | 1.663 |
| 96 | 20 | 1 | 2.150 |
| 97 | 20 | 3 | 1.584 |
| 98 | 20 | 3 | 1.791 |
| 99 | 21 | 1 | 2.037 |
| 100 | 21 | 1 | 1.821 |
| 101 | 21 | 3 | 2.078 |
| 102 | 21 | 3 | 1.777 |
| 103 | 21 | 3 | 2.210 |
| 104 | 22 | 1 | 1.365 |
| 105 | 22 | 1 | 1.219 |
| 106 | 22 | 1 | 1.564 |
| 107 | 23 | 1 | 1.456 |
| 108 | 23 | 1 | 1.253 |
| 109 | 23 | 1 | 1.756 |
| 110 | 23 | 3 | 1.480 |
| 111 | 23 | 3 | 1.776 |
| 112 | 24 | 1 | 1.839 |
| 113 | 24 | 1 | 2.019 |
| 114 | 24 | 3 | 1.866 |
| 115 | 24 | 3 | 1.374 |
| 116 | 24 | 3 | 1.519 |
| 117 | 25 | 1 | 2.030 |
| 118 | 25 | 1 | 1.266 |
| 119 | 25 | 1 | 1.819 |
| 120 | 25 | 3 | 1.745 |
| 121 | 25 | 3 | 1.815 |
| 122 | 26 | 2 | 1.950 |
| 123 | 26 | 2 | 1.838 |
| 124 | 26 | 4 | 1.910 |
| 125 | 26 | 4 | 1.586 |
| 126 | 26 | 4 | 2.301 |
| 127 | 27 | 2 | 1.548 |
| 128 | 27 | 2 | 1.249 |
| 129 | 27 | 2 | 1.852 |
| 130 | 27 | 4 | 1.619 |
| 131 | 27 | 4 | 1.857 |
| 132 | 28 | 1 | 1.473 |
| 133 | 28 | 1 | 1.499 |
| 134 | 28 | 1 | 2.243 |
| 135 | 28 | 3 | 1.439 |
| 136 | 28 | 3 | 1.990 |
| 137 | 29 | 2 | 2.288 |
| 138 | 29 | 2 | 1.864 |
| 139 | 29 | 2 | 2.459 |
| 140 | 29 | 4 | 2.177 |
| 141 | 29 | 4 | 2.327 |
| 142 | 30 | 1 | 2.335 |
| 143 | 30 | 1 | 2.164 |
| 144 | 30 | 3 | 2.435 |
| 145 | 30 | 3 | 1.990 |
| 146 | 30 | 3 | 2.088 |
| 147 | 31 | 1 | 2.313 |
| 148 | 31 | 1 | 2.129 |
| 149 | 31 | 1 | 2.406 |
| 150 | 31 | 3 | 2.408 |
| 151 | 31 | 3 | 2.243 |
| 152 | 32 | 2 | 1.590 |
| 153 | 32 | 2 | 1.525 |
| 154 | 32 | 2 | 1.893 |
| 155 | 32 | 4 | 1.771 |
| 156 | 32 | 4 | 2.255 |
| 157 | 33 | 2 | 2.083 |
| 158 | 33 | 2 | 2.073 |
| 159 | 33 | 4 | 2.067 |
| 160 | 33 | 4 | 1.822 |
| 161 | 33 | 4 | 1.969 |
| 162 | 34 | 1 | 1.451 |
| 163 | 34 | 1 | 1.181 |
| 164 | 34 | 1 | 1.711 |
| 165 | 34 | 3 | 1.422 |
| 166 | 34 | 3 | 1.455 |
| 167 | 35 | 1 | 1.518 |
| 168 | 35 | 1 | 1.395 |
| 169 | 35 | 1 | 1.672 |
| 170 | 35 | 3 | 1.506 |
| 171 | 35 | 3 | 2.081 |
| 172 | 36 | 1 | 2.464 |
| 173 | 36 | 1 | 2.190 |
| 174 | 36 | 1 | 2.464 |
| 175 | 36 | 3 | 2.416 |
| 176 | 36 | 3 | 2.426 |
| 177 | 37 | 2 | 1.367 |
| 178 | 37 | 2 | .967 |
| 179 | 37 | 4 | 1.840 |
| 180 | 37 | 4 | 1.576 |
| 181 | 37 | 4 | 1.393 |
| 182 | 38 | 1 | 2.164 |
| 183 | 38 | 1 | 1.808 |
| 184 | 38 | 1 | 2.360 |
| 185 | 38 | 3 | 1.899 |
| 186 | 38 | 3 | 2.064 |
| 187 | 39 | 1 | 1.501 |
| 188 | 39 | 1 | 1.130 |
| 189 | 39 | 1 | 1.709 |
| 190 | 39 | 3 | 1.294 |
| 191 | 39 | 3 | 1.402 |
| 192 | 40 | 1 | 2.138 |
| 193 | 40 | 1 | 2.108 |
| 194 | 40 | 3 | 2.125 |
| 195 | 40 | 3 | 2.066 |
| 196 | 40 | 3 | 1.827 |
| 197 | 41 | 2 | 1.701 |
| 198 | 41 | 2 | 1.492 |
| 199 | 41 | 2 | 1.921 |
| 200 | 41 | 4 | 2.063 |
| 201 | 41 | 4 | 1.977 |
| 202 | 42 | 1 | 1.420 |
| 203 | 42 | 1 | 1.185 |
| 204 | 42 | 1 | 1.600 |
| 205 | 42 | 3 | 1.827 |
| 206 | 42 | 3 | 1.397 |
| 207 | 43 | 2 | 1.660 |
| 208 | 43 | 2 | 1.604 |
| 209 | 43 | 4 | 1.728 |
| 210 | 43 | 4 | 1.545 |
| 211 | 43 | 4 | 1.461 |
| 212 | 44 | 1 | 2.118 |
| 213 | 44 | 1 | 1.963 |
| 214 | 44 | 3 | 1.845 |
| 215 | 44 | 3 | 1.322 |
| 216 | 44 | 3 | 1.888 |
| 217 | 45 | 1 | 1.807 |
| 218 | 45 | 1 | 1.572 |
| 219 | 45 | 3 | 1.942 |
| 220 | 45 | 3 | 1.356 |
| 221 | 45 | 3 | 1.573 |
| 222 | 46 | 2 | 1.966 |
| 223 | 46 | 2 | 1.921 |
| 224 | 46 | 2 | 1.960 |
| 225 | 46 | 4 | 1.704 |
| 226 | 46 | 3 | 3.166 |
| 227 | 47 | 1 | 1.522 |
| 228 | 47 | 1 | 1.042 |
| 229 | 47 | 1 | 2.009 |
| 230 | 47 | 3 | 1.352 |
| 231 | 47 | 3 | 1.503 |
| 232 | 48 | 1 | 1.431 |
| 233 | 48 | 1 | 1.284 |
| 234 | 48 | 1 | 1.575 |
| 235 | 48 | 3 | 1.357 |
| 236 | 48 | 3 | 1.442 |
| 237 | 49 | 1 | 2.232 |
| 238 | 49 | 1 | 1.889 |
| 239 | 49 | 3 | 2.341 |
| 240 | 49 | 3 | 1.622 |
| 241 | 49 | 3 | 1.796 |
| 242 | 50 | 2 | 1.688 |
| 243 | 50 | 2 | 1.537 |
| 244 | 50 | 4 | 1.765 |
| 245 | 50 | 4 | 1.285 |
| 246 | 50 | 4 | 1.619 |
| 247 | 51 | 1 | 1.928 |
| 248 | 51 | 1 | 1.732 |
| 249 | 51 | 3 | 2.254 |
| 250 | 51 | 3 | 1.519 |
| 251 | 51 | 3 | 1.660 |
| 252 | 52 | 2 | 1.579 |
| 253 | 52 | 2 | 1.459 |
| 254 | 52 | 2 | 2.093 |
| 255 | 52 | 4 | 1.672 |
| 256 | 52 | 4 | 1.958 |
| 257 | 53 | 1 | 1.484 |
| 258 | 53 | 1 | 1.033 |
| 259 | 53 | 1 | 1.707 |
| 260 | 53 | 3 | 1.479 |
| 261 | 53 | 3 | 1.668 |
| 262 | 54 | 2 | 1.852 |
| 263 | 54 | 2 | 2.010 |
| 264 | 54 | 4 | 1.904 |
| 265 | 54 | 4 | 1.524 |
| 266 | 54 | 4 | 1.841 |
| 267 | 55 | 1 | 2.085 |
| 268 | 55 | 1 | 1.657 |
| 269 | 55 | 3 | 2.000 |
| 270 | 55 | 3 | 1.821 |
| 271 | 55 | 3 | 1.487 |
| 272 | 56 | 1 | 2.171 |
| 273 | 56 | 1 | 2.119 |
| 274 | 56 | 1 | 2.278 |
| 275 | 56 | 3 | 2.120 |
| 276 | 56 | 3 | 2.190 |
| 277 | 57 | 1 | 1.746 |
| 278 | 57 | 1 | 1.620 |
| 279 | 57 | 1 | 1.775 |
| 280 | 57 | 3 | 1.812 |
| 281 | 57 | 3 | 1.631 |
| 282 | 58 | 1 | 2.496 |
| 283 | 58 | 1 | 2.391 |
| 284 | 58 | 3 | 2.502 |
| 285 | 58 | 3 | 2.185 |
| 286 | 58 | 3 | 2.613 |
| 287 | 59 | 2 | 1.788 |
| 288 | 59 | 2 | 1.626 |
| 289 | 59 | 4 | 2.120 |
| 290 | 59 | 4 | 1.472 |
| 291 | 59 | 4 | 1.668 |
| 292 | 60 | 2 | 2.042 |
| 293 | 60 | 2 | 1.095 |
| 294 | 60 | 4 | 1.703 |
| 295 | 60 | 4 | 1.301 |
| 296 | 60 | 4 | 1.466 |
| 297 | 61 | 1 | 1.655 |
| 298 | 61 | 1 | 1.298 |
| 299 | 61 | 1 | 2.004 |
| 300 | 61 | 3 | 1.747 |
| 301 | 61 | 3 | 1.522 |
| 302 | 62 | 2 | 2.005 |
| 303 | 62 | 2 | 1.935 |
| 304 | 62 | 2 | 2.257 |
| 305 | 62 | 4 | 2.428 |
| 306 | 62 | 4 | 2.351 |
| 307 | 63 | 2 | 2.143 |
| 308 | 63 | 2 | 1.904 |
| 309 | 63 | 4 | 1.961 |
| 310 | 63 | 4 | 1.505 |
| 311 | 63 | 4 | 1.724 |
| 312 | 64 | 1 | 2.185 |
| 313 | 64 | 1 | 2.027 |
| 314 | 64 | 3 | 2.145 |
| 315 | 64 | 3 | 1.715 |
| 316 | 64 | 3 | 1.882 |
| 317 | 65 | 2 | 2.058 |
| 318 | 65 | 2 | 1.949 |
| 319 | 65 | 4 | 1.934 |
| 320 | 65 | 4 | 1.779 |
| 321 | 65 | 4 | 1.832 |
| 322 | 66 | 2 | 1.689 |
| 323 | 66 | 2 | 1.820 |
| 324 | 66 | 2 | 2.208 |
| 325 | 66 | 4 | 1.735 |
| 326 | 66 | 4 | 1.913 |
| 327 | 67 | 2 | 2.273 |
| 328 | 67 | 2 | 2.245 |
| 329 | 67 | 2 | 2.498 |
| 330 | 67 | 4 | 2.551 |
| 331 | 67 | 4 | 2.664 |
| 332 | 68 | 1 | 1.872 |
| 333 | 68 | 1 | 1.654 |
| 334 | 68 | 3 | 1.884 |
| 335 | 68 | 3 | 1.417 |
| 336 | 68 | 3 | 1.558 |
| 337 | 69 | 2 | 1.812 |
| 338 | 69 | 2 | 1.786 |
| 339 | 69 | 4 | 1.912 |
| 340 | 69 | 4 | 1.665 |
| 341 | 69 | 4 | 1.593 |
| 342 | 70 | 1 | 1.551 |
| 343 | 70 | 1 | 1.215 |
| 344 | 70 | 1 | 1.737 |
| 345 | 70 | 3 | 1.557 |
| 346 | 70 | 3 | 1.617 |
| 347 | 71 | 1 | 1.836 |
| 348 | 71 | 1 | 1.919 |
| 349 | 71 | 1 | 1.976 |
| 350 | 71 | 3 | 1.753 |
| 351 | 71 | 3 | 1.904 |
| 352 | 72 | 1 | 2.164 |
| 353 | 72 | 1 | 1.636 |
| 354 | 72 | 3 | 1.874 |
| 355 | 72 | 3 | 1.408 |
| 356 | 72 | 3 | 1.521 |
| 357 | 73 | 1 | 1.404 |
| 358 | 73 | 1 | 1.247 |
| 359 | 73 | 1 | 1.573 |
| 360 | 73 | 3 | 1.594 |
| 361 | 73 | 3 | 1.421 |
| 362 | 74 | 1 | 1.506 |
| 363 | 74 | 1 | 1.239 |
| 364 | 74 | 1 | 1.602 |
| 365 | 74 | 3 | 1.278 |
| 366 | 74 | 3 | 1.558 |
| 367 | 75 | 2 | 1.950 |
| 368 | 75 | 2 | 2.084 |
| 369 | 75 | 4 | 1.944 |
| 370 | 75 | 4 | 1.608 |
| 371 | 75 | 4 | 2.112 |
| 372 | 76 | 2 | 2.296 |
| 373 | 76 | 2 | 2.214 |
| 374 | 76 | 4 | 2.282 |
| 375 | 76 | 4 | 1.987 |
| 376 | 76 | 4 | 2.494 |
| 377 | 77 | 2 | 2.174 |
| 378 | 77 | 2 | 1.698 |
| 379 | 77 | 4 | 2.065 |
| 380 | 77 | 4 | 1.478 |
| 381 | 77 | 4 | 1.754 |
| 382 | 78 | 2 | 1.771 |
| 383 | 78 | 2 | 1.489 |
| 384 | 78 | 4 | 1.801 |
| 385 | 78 | 4 | 1.586 |
| 386 | 78 | 4 | 1.609 |
| 387 | 79 | 1 | 1.473 |
| 388 | 79 | 1 | 1.313 |
| 389 | 79 | 1 | 1.674 |
| 390 | 79 | 3 | 1.529 |
| 391 | 79 | 3 | 1.604 |
| 392 | 80 | 1 | 1.570 |
| 393 | 80 | 1 | 1.430 |
| 394 | 80 | 1 | 1.847 |
| 395 | 80 | 3 | 1.519 |
| 396 | 80 | 3 | 2.066 |
| 397 | 81 | 1 | 1.711 |
| 398 | 81 | 1 | 1.646 |
| 399 | 81 | 1 | 2.200 |
| 400 | 81 | 3 | 2.000 |
| 401 | 81 | 3 | 1.959 |
| 402 | 82 | 1 | 2.020 |
| 403 | 82 | 1 | 1.247 |
| 404 | 82 | 1 | 2.113 |
| 405 | 82 | 3 | 1.575 |
| 406 | 82 | 3 | 1.739 |
| 407 | 83 | 2 | 2.432 |
| 408 | 83 | 2 | 2.115 |
| 409 | 83 | 2 | 2.490 |
| 410 | 83 | 4 | 2.498 |
| 411 | 83 | 4 | 2.600 |
| 412 | 84 | 1 | 2.372 |
| 413 | 84 | 1 | 1.766 |
| 414 | 84 | 3 | 1.982 |
| 415 | 84 | 3 | 1.956 |
| 416 | 84 | 3 | 1.699 |
| 417 | 85 | 1 | 1.665 |
| 418 | 85 | 1 | 1.622 |
| 419 | 85 | 1 | 1.890 |
| 420 | 85 | 3 | 2.066 |
| 421 | 85 | 3 | 1.866 |
| 422 | 86 | 1 | 1.774 |
| 423 | 86 | 1 | 1.515 |
| 424 | 86 | 1 | 1.898 |
| 425 | 86 | 3 | 1.741 |
| 426 | 86 | 3 | 1.849 |
| 427 | 87 | 2 | 1.592 |
| 428 | 87 | 2 | 1.619 |
| 429 | 87 | 4 | 1.734 |
| 430 | 87 | 4 | 1.140 |
| 431 | 87 | 4 | 1.590 |
| 432 | 88 | 2 | 1.795 |
| 433 | 88 | 2 | 1.210 |
| 434 | 88 | 4 | 1.652 |
| 435 | 88 | 4 | 1.364 |
| 436 | 88 | 4 | 1.664 |
| 437 | 89 | 2 | 1.913 |
| 438 | 89 | 2 | 1.809 |
| 439 | 89 | 4 | 1.860 |
| 440 | 89 | 4 | 1.893 |
| 441 | 89 | 4 | 1.786 |
| 442 | 90 | 1 | 2.558 |
| 443 | 90 | 1 | 2.331 |
| 444 | 90 | 1 | 2.283 |
| 445 | 90 | 3 | 2.344 |
| 446 | 90 | 3 | 2.169 |
| 447 | 91 | 2 | 2.007 |
| 448 | 91 | 2 | 1.897 |
| 449 | 91 | 4 | 2.091 |
| 450 | 91 | 4 | 1.601 |
| 451 | 91 | 4 | 1.863 |
| 452 | 92 | 2 | 1.651 |
| 453 | 92 | 2 | 1.574 |
| 454 | 92 | 4 | 1.849 |
| 455 | 92 | 4 | 1.445 |
| 456 | 92 | 4 | 1.821 |
| 457 | 93 | 2 | 2.623 |
| 458 | 93 | 2 | 2.177 |
| 459 | 93 | 2 | 2.578 |
| 460 | 93 | 4 | 2.606 |
| 461 | 93 | 4 | 2.769 |
| 462 | 94 | 2 | 1.471 |
| 463 | 94 | 2 | 1.713 |
| 464 | 94 | 2 | 1.807 |
| 465 | 94 | 4 | 1.679 |
| 466 | 94 | 4 | 1.936 |
| 467 | 95 | 1 | 1.794 |
| 468 | 95 | 1 | 1.894 |
| 469 | 95 | 3 | 1.870 |
| 470 | 95 | 3 | 1.364 |
| 471 | 95 | 3 | 1.930 |
| 472 | 96 | 1 | 2.240 |
| 473 | 96 | 1 | 2.041 |
| 474 | 96 | 3 | 2.154 |
| 475 | 96 | 3 | 2.045 |
| 476 | 96 | 3 | 1.922 |
| 477 | 97 | 2 | 1.987 |
| 478 | 97 | 2 | 1.926 |
| 479 | 97 | 2 | 2.349 |
| 480 | 97 | 4 | 2.037 |
| 481 | 97 | 4 | 2.518 |
| 482 | 98 | 2 | 1.845 |
| 483 | 98 | 2 | 1.643 |
| 484 | 98 | 4 | 1.775 |
| 485 | 98 | 4 | 1.422 |
| 486 | 98 | 4 | 1.714 |
| 487 | 99 | 2 | 1.735 |
| 488 | 99 | 2 | 1.914 |
| 489 | 99 | 4 | 1.748 |
| 490 | 99 | 4 | 1.624 |
| 491 | 99 | 4 | 1.512 |
| 492 | 100 | 1 | 1.364 |
| 493 | 100 | 1 | .904 |
| 494 | 100 | 1 | 1.633 |
| 495 | 100 | 3 | 1.484 |
| 496 | 100 | 3 | 1.388 |









1. Machine learning [↑](#footnote-ref-2)
2. Supervised Learning [↑](#footnote-ref-3)
3. Unsupervised Learning [↑](#footnote-ref-4)
4. Compactness [↑](#footnote-ref-5)
5. Separation [↑](#footnote-ref-6)
6. Validation function [↑](#footnote-ref-7)
7. Partition coefficient [↑](#footnote-ref-8)
8. Partition entropy [↑](#footnote-ref-9)
9. Fuzzy Deviation [↑](#footnote-ref-10)