# گزارش سهماهه دوم

طرح شهیداحمدی روشن دوره ششم

شماره هسته:

راهبر هسته: جناب آقای دکتر حامد فضل الله تبار

عنوان هسته: طراحي زنجيره تامين پايدار چند كاناله پسته



#### باسمه تعالى

# بخش اول: معرفی اعضا و اطلاعات جلسات برگزار شده

#### معرفی اعضای هسته:

| تخصص             | رشته               | دانشگاه          | مقطع          | نام و نام خانوادگی     | ردیف     |
|------------------|--------------------|------------------|---------------|------------------------|----------|
| -                | مهندسی صنایع       | دامغان           | كارشناسي      | وحيد على اكبر          | 1        |
| -                | زمین شناسی         | دامغان           | كارشناسي      | فاطمه شفيع زاده برمى   | ۲        |
| -                | زمین شناسی         | صنعتى شاهرود     | كارشناسي      | حسین مظفری             | ٣        |
| -                | زیست شناسی گیاهی   | دامغان           | كارشناسي      | زینب شیخ میری          | ۴        |
| -                | مهندسی بهداشت محیط | علوم پزشکی سمنان | كارشناسي      | مریم نباتی فیروز آبادی | ۵        |
| فناوری با پلاسما | فیزیک              | شهید بهشتی       | کارشناسی ارشد | حسن سلمانيان نژاد      | ۶        |
| فناوری با پلاسما | فيزيک              | شهید بهشتی       | کارشناسی ارشد | حسين سلمانيان نژاد     | <b>Y</b> |
| بهینه سازی سیستم | مهندسی صنایع       | سمنان            | کارشناسی ارشد | پیمان فلسفی            | ٨        |
| شیمی معدنی       | شيمى               | دامغان           | دكترا         | هانیه عشق              | ٩        |
| محاسبات علمي     | علوم كامپيوتر      | دامغان           | دكترا         | علی حمدی پور           | 1.       |





# فهرست

| فعالیتهای انجام شده و دستاوردها   |
|---|
| چه عواملی در تولید پسته ای با بهترین کیفیت دخالت دارند؟                               |
| در کیفیت پسته بسیار مهم است. وقتی پستهها به کارخانه فرآوری میرسند روشهای زیر روی آنها |
| انجام می شود:   |
| اهمیت شرایط مطلوب خشک کردن پسته   |
| میزان رطوبت در تعیین کیفیت پسته   |
| تاثیر فعالیت های آنزیمی بر کیفیت مغز پسته   |
| بهترین روش خشک کردن پسته ها   |
| نتایج بدست آمده از بررسی روش های مختلف خشک کردن پسته                                  |
| تاثیر روش خشک کردن پسته بر مقدار رطوبت  |
| انواع مدل بسته بندی بهداشتی پسته:   |
| انواع دستگاه بسته بندی پسته   |
| تولید روغن آرایشی بهداشتی پسته در مرکز تحقیقات دامغان                                 |
| تولید محصولات آرایشی و بهداشتی از روغن پسته با قیمت مناسب در دانشگاه آزاد دامغان      |
| صنایع تبدیلی پسته؛ کاربردهای پوسته نرم و استخوانی پسته                                |
| استفاده از پوسته سبز پسته:  |
| دیگر کاربردهای ضایعات پسته  |
| زیان های ناشی از عدم مدیریت ضایعات پسته   |
| ماسک پسته برای پوست چه فوایدی دارد؟   |
| مبارزه با علائم پیری زودرس پوست   |
| روشن کننده طبیعی پوست   |



| ماسک پسته برای پوست را چطور تهیه کنیم؟   |
|--|
| توضیحاتی در رابطه با عطر ساخته شده با اسانس پسته   |
| آیا اسانس پوست پسته، به غیر از عطر سازی مصرف خوراکی نیز دارد؟                            |
| پوست پسته؛ از آلایندگی تا ارزآوری  |
| فساد پوست پسته در دوران بیخبری باغداران  |
| آفلاتوکسین یک تهدید جدی برای صادرات  |
| استفاده از ضایعات پسته در ترکیه  |
| ثروتی که به اَتش کشیده میشود   |
| تولید طلای سیاه از طلای سبز  |
| تبدیل پوست پسته به کربن خالص   |
| تولید هر کیلو کربن از ۱۲ کیلو پوست پسته  |
| مزایای استفاده از ضایعات پوست پسته به صورت خلاصه   |
| استفاده از پوست سبز پسته   |
| استفاده از پوست استخوانی پسته  |
| از جمله مزایای پیرولیزه نمودن  |
| زغال فعال پوست پسته  |
| قطران  |
| قطران  |
| کاربردهای دیگر ضایعات پسته   |
| زیان های ناشی از عدم مدیریت ضایعات پسته  |
| با هزاران تن از پوست پسته دور ریختنی چه میشود کرد؟                                       |
| بررسی تاثیر نوع پسته، شرایط نگهداری و مدت زمان ماندن بار در انبار در رشد قارچ اَسپرژیلوس |
| فلاووس(عامل ایجاد اَفلاتوکسین)   |

| ىر كيە | بررسی و پیش بینی میزان دشت پسته در حشورهای ایران امریکا و |
|--------|---|
| ٣٩     | شکل شماره ۱. تولید پسته ایران و آمریکا                    |
| ۴۱     | شکل شماره ۲. مقاصد اصلی صادراتی پسته ایران                |
| ۴۲     | شکل شماره ۳. صادرات پسته ایران و امریکا                   |
| 45     | پیوست شماره ۱ پیش بینی میزان تولید امریکا در سال ۲۰۲۲     |
| 45     | Regression Methods in Python                              |
| ۴۶     | By Peyman Falsafi   |
| 45     | Read Data from File                                       |
| ۴۹     | Data Preparation  |
| ۴٩     | Divide Dataset into Train and Test                        |
| ۵۲     | Building Prediction Model                                 |
| ۵۲     | Model 1: Linear Regression                                |
| ۵۵     | Model 1: Prediction on Test dataset                       |
| ۵٧     | Model 2: Decision Tree                                    |
| ۶٠     | Model 3: Random Forest                                    |
| ۶۱     | Model 3: Prediction on Test Dataset                       |
| ۶۲     | Model 4: Bagging  |
| ۶۲     | Model 4: Prediction on Test Dataset                       |
| ۶۳     | Model 5: GB Regression                                    |
| ۶۴     | Model 5: Prediction on Test Dataset                       |
| ۶۵     | Model 6: XGBoost Regression                               |
| ۶۸     | پیوست شماره ۲ پیش بینی میزان تولید ایران در سال ۲۰۲۲      |
| ۶۸     | Regression Methods in Python                              |



| ۶۸ | By Peyman Falsafi                   |
|----|-------------------------------------|
| ۶۸ | Read Data from File                 |
| ٧١ | Data Preparation                    |
| ٧١ | Divide Dataset into Train and Test  |
| ٧۴ | Building Prediction Mode            |
| ٧۴ | Model 1: Linear Regression          |
| ٧٧ | Model 1: Prediction on Test dataset |
| γ٩ | Model 2: Decision Tree              |
| ۸۲ | Model 3: Random Forest              |
| ۸۳ | Model 3: Prediction on Test Dataset |
| ۸۴ | Model 4: Bagging                    |
| ۸۴ | Model 4: Prediction on Test Dataset |
| λ۵ | Model 5: GB Regression              |
| ۸۶ | Model 5: Prediction on Test Dataset |
| ۸٧ |                                     |

#### فعالیتهای انجام شده و دستاوردها

## چه عواملی در تولید پسته ای با بهترین کیفیت دخالت دارند؟

برداشت مناسب و کنترل پس از برداشت، بخشهای کلیدی در دستیابی به حداکثر بازده دانه های با کیفیت خوب هستند که بازار و سود را تعیین می کنند. فرآوری درست بعد از برداشت

در کیفیت پسته بسیار مهم است.

# وقتی پستهها به کارخانه فرآوری میرسند روشهای زیر روی آنها انجام میشود:

- خشک کردن پسته به منظور کاهش رطوبت از ۳۷ تا ۴۰ درصد به میزان مناسب انجام می شود.
  - جداسازی پسته های نصف شده، برای جدا کردن پسته نصف شده از غیر نصف شده
    - نمک زدن
    - برشته کردن
      - بسته بندی
- در طول فرآیند خشک کردن، آجیلها می توانند تحت واکنشهای نامطلوب (به ویژه ترش کردن) قرار گیرند که به دلیل رنگ و طعمهای عجیب و غریب تشکیل شده، باعث افت کیفیت می شوند.



#### اهميت شرايط مطلوب خشك كردن يسته

کیفیت محصول غذایی خشک و قیمت آن تا حد زیادی تحتتاثیر عملیات خشک کردن است.محصولاتی که در دماهای پایین تر خشک شدهاند پایداری خوبی در ذخیرهسازی دارند اما به زمانهای فرآوری طولانی تری نیاز دارند.

فعالیت در رطوبت کم، رشد میکروارگانیسم ها را کاهش می دهد یا از بین می برد، اما منجر به افزایش میزان اکسیداسیون چربی ها می شود. بنابراین، ایجاد شرایط خشک کردن بهینه برای جلوگیری از صدمه در کیفیت پسته بسیار مهم است.

در مقایسه با سایر محصولات غذایی، مطالعات مربوط به خشک شدن آجیل پسته و تأثیر آن بر کیفیت پسته بسیار محدود است. درجه حرارت خشک کردن پسته روی خواص حساس آن تأثیر می گذارد و طعم بو داده آن در هنگام خشک شدن در درجه حرارت بالا افزایش می یابد. (۱۱۶–۱۳۸ درجه سانتی گراد)

#### میزان رطوبت در تعیین کیفیت پسته

خشک کردن به میزان مشخص و در رطوبت مناسب (۴ تا ۶ درصد رطوبت پایه) از عوامل مهم کیفیت خوب پسته است. رطوبت آجیل خشک شده تا ۴٪ (رطوبت پایه) از نظر سطح شفافیت بالاتر ولی در شیرینی و تلخی و خشکی پایین تر از رطوبت خشک شده تا ۶ یا ۱۱٪ (رطوبت پایه) است.

رطوبت آجیل با ۶٪ (رطوبت پایه) نیز در شیرینی بالاتر و در تلخی و خشکی پایین تر از آنهایی است که در ۱۱٪ (رطوبت پایه) قرار داشتند. خشک کردن روی اجزای تشکیل دهنده پسته تأثیر می گذارد اما تأثیر آن کمتر از شستشو و برشته کردن است.

اسیدهای چرب غیر اشباع مستعد ابتلا به تغییرات هنگام فرآوری هستند. مطالعات نشان داده اند که دمای خشک کردن پسته تاثیر کمتری بر کیفیت پسته دارد که براساس درصد دانه های خوراکی با پوسته محصور یا درصد مغزهای جدا شده از پوسته در نمونه اندازه گیری می شود.



مطالعات بسیاری در مورد خشک کردن پسته انجام شده است. خشک کردن دانه ها در دماهای بالاتر از ۵۰ درجه توصیه نمی شود زیرا سرعت واکنش سفتی و در نتیجه کاهش کیفیت دانه افزایش می یابد.

درجه حرارت مطلوب برای خشک کردن دانه ها  $^{8}$ -۵۰ درجه سانتیگراد است، زیرا دمای پایین تر نیاز به زمان فرآوری طولانی تری دارد. درجه حرارت بالاتر از  $^{3}$ 0۰ درجه سانتیگراد از کسیداسیون چربی موجود در دانه به ویژه در دانه های پوسته دار، با روند افزایشی شاخص های  $^{3}$ 232 و کاهش مقادیر پایداری اکسیداسیون همراه است.

## تاثیر فعالیت های آنزیمی بر کیفیت مغزیسته

خشک شدن دانه ها در دماهای بین ۳۰ تا ۷۰ درجه سانتیگراد باعث کاهش فعالیت اولیه آنزیمهای لیپاز، پراکسیداز و پلی فنولوکسیداز می شود. کاهش فعالیت آنزیمی به ویژگی های آنزیم و شرایط خشک شدن بستگی دارد.

فعالیت آنزیمی بیشتر در دانه های پوسته دار نسبت به دانه های بدون پوسته مشاهده می شود، احتمالاً مربوط به فعالیت بیشتر آب دانه های پوسته دار خشک شده نسبت به دانه های خشک نشده در همان رطوبت است. بوستان (۲۰۰۰) گزارش داد که پوسته و رنگ مغز دانه ها با روش خشک کردن (خشک شدن در چمن، بتون، پلاستیک و تخته) تحت تاثیر قرار می گیرد.

بهترین روش خشک کردن، خشک کردن روی سکوی سیمانی (بتون) است، زیرا دانه های موجود در این روش در مدت کوتاهی خشک می شوند، و از بین بردن ذرات از روی پوسته و رنگ خوبی برخوردار هستند.



#### بهترین روش خشک کردن پسته ها

خشک شدن با آفتاب بهترین روش محسوب می شود زیرا گرمای مصنوعی می تواند باعث تعفن مغزها شود. دانه های بدون پوست را می توان به مدت یک سال در انبار نگهداری کرد و مغز ها را به مدت 4-0 ماه در زمستان، اما فقط یک ماه در تابستان می توان آنها را نگه داشت.

در حدود دهه ۱۹۹۰، خشک کن های تجاری مختلف (خشک کن گردان، خشک کن پیوسته عمودی، خشک کن استوانه ای عمودی و خشک کن قیف عمودی) در ایران برای خشک کردن آجیل پسته مورد استفاده قرار گرفته است. اما تأثیر آنها بر کیفیت آجیل پسته هنوز مورد مطالعه قرار نگرفته است. هدف از این تحقیق بررسی تأثیر روشهای مختلف خشک کردن بر پارامترهای مختلف کیفیت آجیل پسته است.

## نتایج بدست آمده از بررسی روش های مختلف خشک کردن پسته

نتایج بدست آمده از بررسی روش های موجود در خشک کردن پسته در ایران براساس چهار پارامتر زیر گزارش شده است:

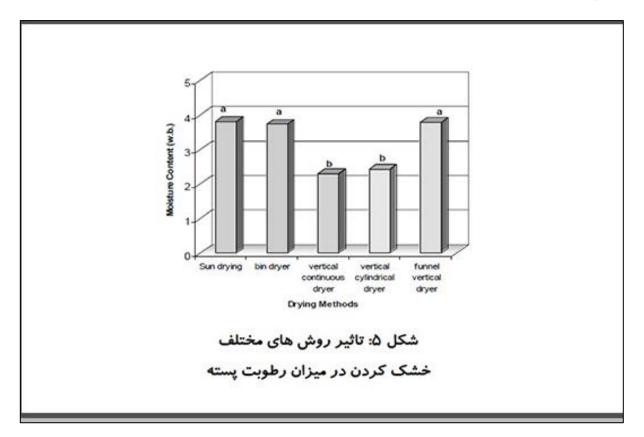
- مقدار رطوبت
- درصد پوسته ترک خورده
  - کیفیت چربی
- خصوصیات ساختاری پسته

# تاثیر روش خشک کردن پسته بر مقدار رطوبت

تفاوت معنی داری در میزان رطوبت آجیل پسته خشک شده بین روش های خشک کردن مورد استفاده در این مطالعه وجود دارد (شکل ۵). مقدار رطوبت دانه در کلیه روشهای خشک کردن کمتر از % بود. دانه خشک شده با خشک کن های استوانه ای عمودی و پیوسته عمودی از رطوبت کمتری برخوردار است که احتمالاً به علت مدت طولانی تر نگه داشتن آنها است.



آجیل خشک شده در همه روشها دارای رطوبت کمتری نسبت به رطوبت استاندارد (۶٪ رطوبت وزنی) مناسب برای منطقه خشک و گرم بود. اطلاعات ما با اطلاعات گزارش شده توسط کمانگر و فارسام (۱۹۷۷) که گزارش کرده اند میزان رطوبت دانه پسته خشک در استان کرمان کمتر از ۶ درصد است، مطابقت دارد.



# انواع مدل بسته بندى بهداشتى پسته: لفافه آلومينيومي

لفافه آلومینیومی یا سلفونی یک وسیله مناسب برای بسته بندی این محصول در ابعاد کوچک میباشد. بسته بندی با لفافه آلومینیومی یا سلفونی با هدف صادرات پسته انجام میشود. نام برند و شعار تبلیغاتی هم بر روی این نوع بسته بندی طراحی میشود. به طور میانگین، وزن این نوع بسته بندی بین ۵۰ گرم الی ۵۰۰ گرم است. ناگفته نماند، برای بسته بندی یک کیلوگرم پسته هم از لفافه آلومینیومی یا سلفونی هم استفاده میشود. اما ضخامت لفافه به همان نسبت بیشتر خواهد بود.



در بسته بندی با لفافه آلومینیوم یا سلفون دقت کنید که بخشی از بسته بندی شفاف باشد تا مشتریان شما به راحتی بتوانند کیفیت پستهها را ببینند.

#### قوطیهای فلزی

باز شدن آسان درب قوطی ها باعث شده است تا بسته بندی با قوطی بسیار متداول باشد. ظاهر ماندگار و سطح بهداشتی بالای وضعیت نگهداری پسته ها از جمله مزیتهای بسته بندی با قوطی های فلزی می باشد. این بسته بندی ها برای نگهداری ۱۵۰ گرم تا ۱ کیلوگرم پسته مناسب هستند. قوطی های فلزی می توانند به شکل های سه بعدی مختلفی مثل بیضی، مکعبی و استوانه ای باشند. برای تهیه خود بسته بندی ها باید بدانید که آن ها جزو محصولات وارداتی به کشور هستند.

#### مقوا و لمينت شفاف

غیر از کرافت، مقوای محکم هم برای بسته بندی پسته و سایر خشکبار کاربرد بسیاری دارد. این نوع از بسته بندی به طور معمول در زمانی انجام می شود که تیراژ تولید پایین باشد یا تنوع محصولات برند زیاد باشد. بسته بندی مقوایی با لمینت شفاف برای میانگین وزن ۵۰ گرم تا ۱ کیلوگرم است. با توجه به میانگین وزن گفته شده برای بسته بندی مقوا و لمینت، انعطاف پذیری این نوع بسته بندی متنوع می باشد.

درب این بسته بندی ها به دو صورت هستند. درب زیپ دار و بدون زیپ را می توانید در قسمت انتهایی بسته بندی فرض کنید. اگر از درب زیپ دار برای بسته بندی پسته ها استفاده کنید، مسلما مشتریان شما رضایت بیشتری خواهند داشت. هزینه بسته بندی این محصول با مقوا و لمینت نسبت به سایر انواع بسته بندی خشکبار مناسب تر می باشد. از همین رو، برای بسته بندی با هزینه و زمان کم، از مقوای محکم و لمینت شفاف کمک بگیرید.



#### ظروف یت

ظروف پت که برای بسته بندی پسته استفاده می شوند، شفافیت بالایی دارند. اگر این نوع بسته بندی را دیده باشید، مطمئنا برند تولید کننده بر روی درب آن توجه شما را جلب کرده است. عدم ماندگاری پسته تنها عیب بسته بندی با ظروف پت می باشد. بسته بندی این محصول با ظروف پت فقط برای وزنهای کم امکان پذیر است. بازه وزن نگهداری پسته با ظروف پت، از ۱۵۰ گرم پسته شروع می شود و در نهایت تا ۴۵۰ گرم پسته می توان در آن قرار داد.

#### كارتن مقوايي

اگر از تاریخچه صنعت بسته بندی مطلع باشید، نحوه تولید کارتنهای تاشو را میدانید. حال برای بسته بندیاین محصول هم میتوانید از کارتن مقوایی که قابلیت تا شدن را دارند، استفاده کنید. اشکال بسته بندی میتواند به چندین صورت مکعبی، استوانهای و بیضی باشد. اما تولید بسته بندی این محصول با کارتن مقوایی مکعبی از تمامی آنها متداول تر است. در بسته بندی با کارتن مقوایی هم نمیتوان ماندگاری پستهها را افزایش داد. با انتخاب کارتن مقوا، چاپ نام و لوگوی برند امکانپذیر است. به طور معمول، بخش پلاستیکی هم برای نمایش پستههای داخل کارتن در نظر گرفته میشود.

#### جعبه مقوايي

برای جابه جایی آسان بسته هایی که با کارتن مقوایی بسته بندی شدند، باید از جعبه مقوایی استفاده کنید. بسته های جعبه مقوایی در اندازه های مختلفی تولید می شوند تا در کانتینرهای مخصوص صادرات به خارج از ایران، به طور کامل جای بگیرند. علاوه براین، برای بسته بندی پسته فله ای برای صادرات هم می توانید از این جعبه های مقوایی استفاده کنید تا ظاهر و سلامت پسته ها به طور کامل حفظ شود.

بسته بندی با جعبه مقوایی برای شرکت تولید کننده هم بهتر خواهد بود. چرا که امکان درج آدرس، شماره تلفن و نام برند بر روی آنها وجود دارد. وقتی که این جعبهها در فروشگاههای



سطح شهر قرار می گیرند، متنهای تبلیغاتی شما به خوبی بازگوی اطلاعات تماس با شما هستند. تاثیر خوب و بی نظیر بسته بندی با جعبه مقوایی را اصلا دست کم نگیرید.

#### بسته بندی قوطیهای فلزی پسته با شرینک

بعد از اینکه پستهها را در قوطیهای فلزی قرار دادید، نوبت به بسته بندی ثانویه آنها میرسد. دستگاه بسته بندی شرینک از تمامی ابعاد روی محصول را میپوشاند. بسته بندی با شرینک بعنوان بسته بندی ثانویه شناخته میشود. به جای استفاده از کارتنهای محکم برای بسته بندی نهایی قوطیها میتوانید از دستگاه شرینک کمک بگیرید و دستههای چندتایی قوطی این محصول را با آن بسته بندی کنید.

# انواع دستگاه بسته بندی پسته

#### دستگاه بسته بندی پسته ریلی

با خرید دستگاه ریلی می توانید سرعت کار را افزایش دهید. همچنین امکان تاریخ زنی همزمان با این دستگاه وجود دارد. با جستجو در بازار برای خرید آن، متوجه می شوید که در کل دو نوع دستگاه ریلی در ایران موجود است. یک نوع آن برای دوخت عمودی و نوع دیگر آن برای دوخت افقی مناسب می باشد

#### دستگاه شیرینگ یک

بسته بندی پسته به صورت شیرینگ پک، ارزش نهایی پستههای بسته بندی شده در بازار را افزایش میدهد. با توجه به این ویژگی، استفاده از شیرینگ پک برای بسته بندی صادراتی پسته انجام میشود.

#### تولید روغن آرایشی بهداشتی پسته در مرکز تحقیقات دامغان

گونههای دارویی با فرآوری مدرن در قالب لوسیون، قرص، کپسول، شربت و تولید مکملهای دارویی برای پرهیز از عوارض داروهای شیمیایی، بخش مهمی از تولیدات این مرکز تحقیقاتی



است. همچنین روغن آرایشی بهداشتی پسته، پودر فرآوری شده پسته، محلول نانو رس که برای رشد گیاهان تولید می شود، محلول ضد سرمازدگی درختان پسته، بسته بندی پسته و... از دیگر محصولات این مرکز است.

# تولید محصولات آرایشی و بهداشتی از روغن پسته با قیمت مناسب در دانشگاه آزاد دامغان

محصولات این مرکز شامل: روغن پسته در زمینه های آرایشی، بهداشتی، خوراکی و پروتئینی به صورت قرص و شربت مورد استفاده قرار می گیرد. این مرکز طرح های تحقیقاتی دیگری نیز در حوزه سرمازدگی دارد.

یکی از مباحث مهم در زمینه افزایش ارزش افزوده پسته، توجه به گسترش صنایع تبدیلی آن می باشد که تهیه صابون از روغن پسته نیز در همین راستا مورد بررسی قرار گرفت. روغن پسته با داشتن ویژگی هایی از قبیل قدرت ترمیم کنندگی، مرطوب کنندگی و همچنین درصد بالای مواد آلی و معدنی قابل جذب که موجب تقویت پوست می گردد، دارای پتانسیل خوبی جهت استفاده در محصولات آرایشی و بهداشتی می باشد. دراین پروژه با استفاده از روغن، چربی و برخی مواد مورد نیاز دیگر اقدام به تولید صابون با فرمولاسیونی مشتمل بر روغن پسته گردید.

#### صنایع تبدیلی پسته؛ کاربردهای پوسته نرم و استخوانی پسته

با ضایعات ناشی از صنایع تبدیلی پسته چه کنیم؟

آمار و ارقام نشان می دهد که سالانه حدود ۱۳۵ هزار تن ضایعات پسته در کشور تولید می شود. بیشترین این ضایعات در مرحله پوست گیری ایجاد می شود. در صورت بهره مندی از صنایع تبدیلی پیشرفته می توان از این ضایعات به بهترین شکل ممکن بهره برد. بر اساس تحقیات انجام شده، برخی راهکارها برای استفاده بهینه از ضایعات فرآوری پسته به شرح زیر است:



#### استفاده از پوسته سبز یسته:

- ← تهیه مربا و ترشی
- رنگرزی الیاف قالی
- 🖊 بستر تولید قارچ خوراکی
  - 🖊 خوراک دام
  - 🖊 تهیه کودهای آلی
- استخراج روغن از ضایعات مغز پسته
  - 🖊 استفاده از پوسته استخوانی پسته:
    - 🖊 توليد كربن فعال
    - 🖊 استحصال قطران

#### دیگر کاربردهای ضایعات پسته

یکی دیگر از کاربردهای ضایعات پسته، استخراج روغن از ضایعات مغز پسته است. پسته های ریز، لک دار، پرنده زده و ... جزء ضایعات پسته محسوب شده و امکان فروش آنها در بازارهای داخلی و خارجی وجود ندارد. اما این ضایعات در تولید روغن پسته بسیار ارزشمند هستند. طبق بررسی های انجام شده از حدود ۲۰۰ هزار تن پسته صادراتی، حدود ۲۴۰ کیلوگرم ضایعات بدست می آید. با بکارگیری تجهیزات مناسب و مدرن می توان بازده استخراج روغن را افزایش داد.

روغن بدست آمده از پسته، مصارف دارویی و بهداشتی داشته و از قیمت بالایی در بازارهای جهانی برخوردار است. نکته قابل توجه آنکه، محصول جانبی ،رآیند روغن کشی، کنجاله است. کنجاله بدست آمده دارای مقدار قابل توجهی پروئین و اسیدهای آمینه است که می تواند در جیره غذایی دام و طیور مورد استفاده قرار گیرد.

نوشابه کولا، شامل اسانس پسته به اضافه چاشنی های مختلف و کمی آبلیمو است.



#### زیان های ناشی از عدم مدیریت ضایعات پسته

ضایعات بدست آمده از فرآوری پسته، شامل پوسته نرم، پوسته استخوانی، خوشه ها و برگ درخت است. این مواد از فسادپذیری بالایی برخوردار هستند؛ به گونه ای که پس از چند روز سیاه، گندیده و کپک زده می شوند. هجوم و تراکم حشرات مزاحم در اطراف این ضایعات، آلودگی زیست محیطی به همراه دارد. علاوه بر این این ضایعات بستری مناسب برای رشد قارچ آسپرژیلوس را ایجاد می کنند.

متاسفانه برخی از کشاورزان از این ضایعات به عنوان کود سبز استفاده می نماید. مجموعه این بی توجهی مشکل گسترش آفلاتوکسین در باغات پسته را دو چندان می کند. اسپور قارچ آسپرژیلوس به راحتی از طریق باد منتشر می شود. متاسفانه وجود سم آفلاتوکسین در محصولات پسته از عوامل کاهش صادرات در سالهای اخیر بوده است.

#### ماسک پسته برای پوست چه فوایدی دارد؟

ماسک پسته برای پوست، علاوه بر افزایش زیبایی، به رفع جوش و لکه هم کمک می کند. پسته رطوبت و ویتامین مناسب رو به پوست می رساند و همین امر سبب می شود سطح پوست از پژمردگی و خستگی نجات پیدا کند و شفاف و بدون چروک باشد. این تنها بخشی از خاصیتهای شگفت انگیز این مغز پرفایده است. این مغز حاوی سدیم، فیبر، پروتئین، امگا۳ و امگا۶، کلسیم، آهن، منیزیم، وی روی، ویتامین های آ، بی، سی و کا، مس، منگنز و سلنیوم است.

#### مبارزه با علائم پیری زودرس پوست

پوست انسان در عنفوان جوانی نیاز به مراقبت بیشتری دارد. کلاژن مادهای است که سلول های پوست رو بازسازی می کند و سلول جدید را میسازد. گاهی لازم است روند کلاژن سازی پوست تقویت شود. چون با این کار روند ایجاد چین و چروک را به تعویق می



اندازید. مصرف موضعی این دانه روغنی به صورت ماسک پسته برای پوست معجزه می کند.

نباید از این مهم غافل شد که هم پسته اعلا رو در طول روز مصرف کنید و هم به ساده ترین شکل ممکن ماسک را تهیه کنید و روزانه روی صورت بگذارید. به طوری که سطح گردش خون در زیر پوست افزایش پیدا کند و به اصطلاح معروف، صورت گل انداخته و شادابی و جوانی خودش را بازیابی کند.

#### روشن كننده طبيعي پوست

از ویژگیهای مثبت ماسک پسته برای پوست خاصیت روشن کنندگی پوست می باشد. وقتی به مرور زمان از این ماسک استفاده کنید لکه و جوش محو می شود، التهابات قرمز رنگ از بین می روند و در نهایت پوستی یک دست، صاف و بدون منفذهای باز، با رنگی روشن تر خواهید داشت. آنتی اکسیدان و ویتامینهای موجود در پسته، پوست را به گونهای تقویت می کند که کم تر دچار حساسیت، قرمزی، خارش و سوزش شود. روغن موجود در این مغز به نوعی روشن کننده پوست می باشد و موادی که در تهیه این ماسک استفاده می کنید هم تاثیر زیادی بر این روند دارد.

#### ماسک پسته برای پوست را چطور تهیه کنیم؟

\*پسته درجه یک را پودر و با عسل و ماست ترکیب کنید و روی سطح پوست قرار بدید. \*پودر شده این مغز تازه را با مقداری آرد جو و آب ترکیب و مانند همان شیوه اول استعمال کنید.

\* در این شیوه می توانید پودر شده این دانه روغنی را با کمی گلاب و ژل آلوئهورا مخلوط و بهترین ماسک را تهیه و استفاده کنید.



\* ترکیب پودر پسته با عسل، همزده سفیده تخم مرغ و چند قطره آب لیموترش تازه هم می تواند یک ماسک بی نظیر برای لطافت و تقویت پوست باشد.

#### توضیحاتی در رابطه با عطر ساخته شده با اسانس پسته

این عطر از مواد کاملا طبیعی ساخته شده است که می تواند مصرف پزشکی نیز داشته باشد. این عطر در بین سایر عطرهای طبیعی، یکی از مقرون به صرفه ترین عطر هاست و ماندگاری بالایی دارد.

#### آیا اسانس پوست پسته، به غیر از عطر سازی مصرف خوراکی نیز دارد؟

چون این اسانس یک اسانس بسیار جدید است، نمی توان به طور قطع به یقین گفت بله. زمان می برد تا بتوان تعیین کرد که آیا یک اسانس می تواند مصرف خوراکی داشته باشد یا خیر. محققان در تلاشند که بعد از تحقیقات این اسانس طوری فرآوری شود که به عنوان طعم دهنده بتوان مصرف کرد.

یکی دیگر از موارد مصرف اسانس در رایحه درمانی است برای بیماری هایی مانند سردرد های میگرنی، که در شرف آزمایش است. ناگفته نماند عطرهای حاصل از این اسانس به نحوی تولید شده است که هیچ گونه حساسیتی برای افرادی که دچار آلرژی هستند ایجاد نکند.

# پوست پسته؛ از آلایندگی تا ارزآوری

پسته یکی از با ارزش ترین و با سابقه ترین محصولات کشاورزی ایران بوده و کشاورزی ایران بوده و کشاورزی ایران در جهان با محصول پسته شناخته شده است.

صادرات پسته ایران نیز منشاء تاریخی داشته و این محصول از مدتها قبل به صورت سنتی صادر می شد. تا سال ۱۹۷۰، ایران به تنهایی ۷۵ درصد بازارهای صادراتی پسته جهان را در اختیار خود داشت و تنها رقیب آن ترکیه بود که فقط ۲۵ درصد بازار جهانی پسته را به خود



اختصاص داده بود، پس از آن ها به تدریج کشورهایی همچون سوریه، آمریکا و چین به جمع صادر کنندگان پسته جهان پیوستند.

هر چند پسته تولید شده توسط کشورهای مختلف، کیفیت و مرغوبیت پسته ایران را نداشت، ولی تلاش این کشورها در راستای کاهش هزینه تولید، بهبود روشهای بازاریابی، بستهبندی، تبلیغات و ایجاد بازارهای جدید، سهم آن ها از بازار پسته را افزایش داد.

کشورهای مختلف با علم به ثروت آفرینی این محصول و با استفاده از شرایط ویژه ایران در دوران جنگ و ابتلای محصول ایران در برههای از زمان به آفلاتوکسین، به خوبی از فرصت ایجاد شده استفاده کرده و جای پایی برای خود در بازار پسته دنیا کسب کردند.

پیشرفت دانش و تکنولوژی باعث شده است که درخت پسته، یک درخت با نخاله صفر باشد. فرآوردههای فرعی پسته شامل چوب فشرده(نئوپان)، سقز، کود آلی، خوراک دام و مرباست که ارزش بالای تجاری آن ها در سایه قدرت میوه یا مغز پسته از دید بسیاری از پسته کاران و البته متولیان بخش کشاورزی دور بوده و در ثروت آفرینی دست کمی از پسته ندارند. متاسفانه ایرانیان که به اقتصاد تکمحصولی عادت کردهاند، دیگر ثروتهای بخش کشاورزی را جدی نمی گیرند و ثروتی به نام پوست سبز و استخوانی پسته در جرگه این منابع است.

به گفته کارشناسان براساس آمارهای موجود، در ایران میزان قابل توجهی از محصولات کشاورزی بدون اینکه به مصرف برسد در مراحل مختلف از بین میروند و صنایع تبدیلی موجود در ایران به آن حد از رشد نرسیده که بتواند از تمامی اجزای یک محصول کشاورزی بهره مناسب و کامل را ببرد. در مورد پسته سالانه چندین هزار تن ضایعات تولید میشود که بیشتر آن ها مربوط به ضایعات پوست گیری است و در صورت برخورداری از برنامهای مدون، کسب فناوریهای نداشته و ساماندهی داشتهها می توان از این مواد که رها شدن آن ها در اکثر مواقع نیز مسایل زیست محیطی حادی به دنبال دارد، جهت استفاده بهینه و تبدیل به مواد با ارزش استفاده کرد.



پوست استخوانی پسته، گردو، فندق و بادام از جمله محصولاتی اند که در کشورهایی هم چون ترکیه به عنوان سوخت مصرف شده و در این کشور مشتریان خوبی برای این محصول که محصولی فرعی است، یافت میشود.

سوخت در ترکیه بسیار گران است، به همین دلیل پوست این گونه میوهها به عنوان سوخت مصرف بسیاری در این کشور دارد و با توجه به میزان بالای این محصول در ایران می توان از این بازار درآمد بسیار خوبی کسب کرد.

## فساد پوست پسته در دوران بیخبری باغداران

به نظر میرسد باغداران در استانهای تولیدکننده پسته آن چنان که باید با این فرصت آشنا نیستند و نمیدانند آنچه بجز مغز این محصول با ارزش برای آنان درآمدزایی دارد، پوست پسته است.

## آفلاتوکسین یک تهدید جدی برای صادرات

از طرفی به گفته کارشناسان این مواد طبیعتی فسادپذیر دارند، به گونهای که با گذشت چند



روز سیاه، گندیده و کپکزده می شوند. هجوم و تراکم حشرات مزاحم در اطراف آن ها دیده می شود و آلودگی زیست محیطی گستردهای را ایجاد می کنند. علاوه بر این بستر مناسبی برای زمستان گذرانی اسپور قارچ آسپرژیلوس محسوب می شوند که این امر مبارزه با گسترش زهرابه

آفلاتوکسین را مشکل کرده و به توسعه آن نیز کمک شایانی می کند و در نهایت ممکن است آن ضربهای به اقتصاد پسته وارد شود، که در کرمان تجربه کردیم و بازارهای صادراتیمان به این دلیل ضعیف شد یا از دست رفت.



پوست سبز پسته دارای مواد مغذی فراوان بوده و یک نعمت الهی است که بزرگترین تولیدکننده پسته دنیا آن را به صورت نقمتی برای خود در آورد و باعث شد تا مشکل آلودگی به زهرابه آفلاتوکسین ایجاد شود، در صورتی که میتوان آن را به سرعت از باغ و پایانههای فرآوری جمعآوری کرده و در صنایع تبدیلی از آن استفاده کرد. ضایعات پوستگیری پسته در صنایع تبدیلی موارد استفاده متعددی دارد.

پوست پسته حاوی ۱۱ درصد پروتئین، ۱۵ درصد فیبر، ۳۳ درصد ماده خشک، ۱۲ درصد کربن و ۶۶درصد چربی، ۵۵.۵ درصد عصاره فاقد ازت بوده و حاوی ۴۴۲۵ کیلوکالری انرژی در هر کیلوگرم است که از ارزش غذایی بالایی برخوردار بوده و میتوان با مدیریت کارشناسان امور دام از این ضایعات برای تغذیه بهینه دام و طیور استفاده کرد.

سه مشکل در حوزه فروش و صادرات پوست خشکبار:

نبود تعرفه مشخص در خرید این محصولات باعث می شود صادر کنندگان عمده نقش تعیین کننده ای در کاهش و افزایش قیمت این محصولات داشته باشند و در نهایت باعث از پای درآمدن تازه واردان و انحصاری شدن این بازار پردرآمد برای صادر کنندگان عمده بادام می شود.

عدم بسته بندی درست محصول پوست خشکبار از دیگر معضلات این حوزه است. بسته بندی مناسب برایهر محصولی از لوازم اصلی سودآوری آن است.

فساد پوست نازک پسته در دوران بی خبری باغداران باعث شده که نتوان از این محصول ارزآوری کافی داشت. باغداران با این فرصت آشنا نیستند که در کنار مغز، پوست این محصول با ارزش برای آنان درآمد زایی دارد.

با رفع این سه مشکل و ساماندهی این بازار میتوان سرمایه قابل توجهی را به کشور وارد کرد.



## استفاده از ضایعات یسته در ترکیه

ترکیه شهری سازگار با محیط زیست می سازد که انرژی گرمایی آن از پوست پسته تامین می شود و یکی از تولیدکنندگان اصلی پسته جهان است. پوست پسته تولید شده در ترکیه می تواند به عنوان سوخت برای شهری با دویست هزار نفر جمعیت مورد استفاده قرار گیرد.

ترکیه قصد دارد نخستین شهر سازگار با محیط زیست خود را تاسیس کند که در آن ساختمان های خصوصی و دولتی برای تامین سوخت خود از پوست پسته استفاده خواهند کرد. این طرح قرار است در زمینی به مساحت سه هزار و دویست هکتار اجرا شود که در یازده کیلومتری شهر غازی آنتپ در جنوب شرقی ترکیه واقع شده است. شهر غازی آنتپ در قلب منطقه تولید کننده پسته قرار دارد. این محصول به طور کلی در دسرهای سنتی، شیرینی، بستنی و دیگر محصولات قنادی مورد استفاده قرار می گیرد و به شدت مورد علاقه مردم است.

کارشناسان این منطقه معتقدند پوست پسته که تاکنون مورد استفاده قرار نمی گرفت می تواند به نحو احسن مورد استفاده قرار گیرد، این شهر سازگار با محیط زیست می تواند با سوخت پوست پسته گرم شود. زمانی که با گزینه ای سازگار با محیط زیست رو به رو هستید، باید منابع طبیعی محلی را در نظر بگیرد مثلا اگر این منطقه در معرض بادهای شدید بود ما به استفاده از انرژی باد تشویق می شدیم.

شرکت فرانسوی بورژیپ متخصص در ساخت و سازهای منطبق با محیط زیست مطالعه بر روی امکان اجرای این طرح را برعهده دارد. در صورتی قطعی شدن طرح، شرکت بورژیپ که برای نخستین بار پوست پسته را به عنوان سوخت معرفی کرد، مسئولیت اجرای طرح را نیز برعهده خواهد داشت.

این شهر تولید پسته بسیار زیادی دارد و ساختار پوست پسته، انرژی زیادی را در خود ذخیره می کند. متخصصان دانشگاهی ترکیه، به کمک مهندسان فرانسوی موفق به ساخت پروژه ای برای استفاده از این انرژی شده اند.



بسیاری از درگیری هایی که در دنیا وجود دارد، بر سر منابع انرژی می باشد و کشوری که تولید، مدیریت و مصرف انرژی خود را سامان ندهد، هرگز توان پیشرفت ندارد. درباره ی فناوری های مورد استفاده در این ساختمان باید اینگونه گفت: سطوح زیرین خاک در فصل سرما، گرم و در فصل گرما، سرد می ماند. برای استفاده از این انرژی درون ساختمان دو چاه حفر کردند و توانستند با استفاده از این چاه ها هم از نیروی آب و فاضلاب استفاده کنند و هم ساز و کاری برای استفاده از انرژی درون خاک ایجاد کنند.

## ثروتی که به آتش کشیده میشود

هر ساله در کرمان دپوی هزاران تن پوست پسته به یکی از مهم ترین مشکلات زیست محیطی تبدیل میشود که در نهایت نیز به آتش کشیده میشوند. در حالی که طبق تحقیقات پژوهشگران این محصول باغهای پسته میتواند با تبدیل به کربن خالص، ۱۰ درصد از نیاز صنایع داخلی به این ماده را کاهش دهد.

هزاران هکتار باغ پسته و صنایع وابسته بالا دستی و پائین دستی پسته صنعتی عظیم را به وجود آوردهاند که در صورت توجه بیشتر و توسعه آن به سادگی می تواند بخش قابل توجهی از صادرات غیر نفتی کشور را به خود اختصاص دهد و وابستگی اقتصادی به نفت را کاهش دهد.

#### تولید طلای سیاه از طلای سبز

تولید انحصاری پسته ایران هر چند در سالهای اخیر در سایه کم توجهیهای مسئولان داخلی و عدم دوراندیشی و همچنین توسعه کشت پسته در دشتهای ترکیه، یونان و آمریکا حالت چند قطبی گرفته است اما این صنعت همچنان یکی از اغوا کننده ترین زمینههای سرمایه گذاری در کشور محسوب می شود که میلیاردها دلار سرمایه را در خود جای داده است.

اما با تمام داشتههای صنعت پسته این صنعت سودآور همچنان نقاط کور فراوانی دارد که به آن پرداخته نشدهاست. به نظر میرسد صنعت صادرات مغز پسته آن چنان سودآور است که پسته داران به سادگی از کنار سودآوری سایر اقلام جانبی این صنعت گذشتهاند.



سالانه در استان کرمان هزاران تن پوست پسته تولید می شود و در کارخانههای پسته پاک کنی و زمینهای پسته دپو می شوند پوست نرم موجب آلودگی های شدید قارچی و بیمارهای باغی می شود که خسارات جبران ناپذیری به دنبال دارد در حالی که در صورت استفاده به جا می توان از این ماده نیز سود ایجاد کرد اما مهمتر از آن پوست چوبی محصول پسته است که از آن به عنوان ثروتی فراموش شده یاد می کنند. در صورت بررسی زمینهای پسته به خصوص پس از فصل برداشت و صادرات به سادگی می توان هزاران تن پسته دپو شده به صورت پراکنده را در باغهای پسته مشاهده کرد که در بهترین حالت سوزانده می شوند.

#### تبديل پوست پسته به کربن خالص

طبق تحقیقاتی که محققان کارخانه کربن رفسنجان انجام داده اند می توان از پوست پسته به عنوان محصول جانبی صنعت پسته در راستای تولید کربن خالص استفاده کرد. هم اکنون بخش قابل توجهی از نیاز کشور به کربن خالص از خارج از کشور تهیه می شود که بیشتر از آمریکا، سوئد و چین وارد کشور می شود و میلیون ها دلار برای واردات این محصول هزینه می شود در صورتی که هم اکنون بخش قابل توجهی از کربن کشور در کارخانه کربن رفسنجان در حال تولید شدن است.

با این وجود همچنین بخش قابل توجهی از پسته تولیدی در ایران به صورت خام و همراه با پوست پسته به کشورهای دیگر صادر می شود و در نهایت تولید محصول جانبی در کشور مقصد صورت می گیرد و سود این صنعت بدون اینکه هیچ مزیتی برای اقتصاد داخلی داشته باشد به جیب کشورهای وارد کننده پسته می شود.

#### تولید هر کیلو کربن از ۱۲ کیلو پوست پسته

هر کیلو کربن از ۱۲ کیلوگرم پوست پسته تولید می شود بنابراین باید هر چه سریعتر جلوی صادرات پوست پسته به همراه مغز آن را به کشورهای دیگر گرفت.



برخی از کشورها تولید کربن خالص را به عنوان یکی از صنعت های پر درآمد خود در نظر گرفته اند و حتی کربن را از پوست بادام و هسته خرما و نارگیل نیز تولید می کنند و با توجه به حجم بالای تولید پسته در ایران می توان از این قابلیت استفاده کرد و ایران را به تولید کننده کربن خالص با استفاده از محصولات جانبی کشاورزی تبدیل کرد. این محصولات در اکثر باغهای کشور تبدیل به ضایعات می شوند و سرنوشتی به جز معدوم شدن ندارند اما می توان آن ها را به کربن خالص تبدیل کرد و از این راه صرفه جویی ارزی قابل توجهی را نیز برای کشور ایجاد کرد.

به صورت متوسط سالانه یک میلیارد و ۲۰۰ میلیون دلار ارز از طریق صنعت پسته وارد کشور می شود و این محصول به ۷۰ کشور جهان صادر می شود. محصول پسته یکی از مهمترین محصولات صادراتی و لوکس کشور محسوب می شود که باید در راستای ارزآوری در کشور به کار گرفته شود.

#### مزایای استفاده از ضایعات پوست پسته به صورت خلاصه

از مقدار زیادی پوست که به صورت زباله آن ها را می سوزانند و در اکثر نقاط کشور آن را دفع کرد، استفاده بهینه می شود.

از سوزاندن آن که باعث آلودگی هوا و محیط زیست میشود جلوگیری به عمل می آید.

می توان از واردات برخی از مواد با ارزشی که از آن استخراج می شود جلوگیری نمود، به طوری که صرفه جویی اقتصادی برای کشور را به دنبال داشته باشد.

با توجه به مقدار فراوان پوست در کشور می تواند جایگزین مناسبی برای چوب و زغال سنگ در تهیه قطران باشد.

با توجه به اینکه اکثر پوست ها منشا گیاهی دارد امکان تمام شدن آن مانند نفت وجود نخواهد داشت.



از مواد موثر استخراجی از پیرولیزه پوست سخت میتوان در صنایع دارویی و سایر صنایع استفاده کرد.

آمار و ارقام نشان می دهد که سالانه حدود ۱۳۵ هزار تن ضایعات پسته در کشور تولید می شود. بیشترین این ضایعات در مرحله پوست گیری ایجاد می شود. در صورت بهره مندی از صنایع تبدیلی پیشرفته می توان از این ضایعات به بهترین شکل ممکن بهره برد. بر اساس تحقیات انجام شده، برخی راهکارها برای استفاده بهینه از ضایعات فرآوری پسته به شرح زیر است:

#### استفاده از پوست سبز پسته

- 💠 تهیه مربا و ترشی
- الياف قالي 🛠 رنگرزي الياف
- ❖ بستر تولید قارچ خوراکی
  - 💠 خوراک دام
  - 💠 تهیه کودهای آلی
- 💠 استخراج روغن از ضایعات مغز پسته

از کاربردهای سنتی پسته، تهیه مربا و ترشی است. نکته مهم در تهیه این دو خوراکی، دست چین کردن پوسته سبز پسته قبل از فساد و رعایت اصول بهداشتی در فرآیند تولید است. استفاده از پوسته سبز پسته در رنگرزی نیز از دیرباز در روستاها رواج داشته است.

همانطور که گفته شده پوسته سبز پسته به دلیل دارا بودن مقدار قابل توجهی پروتئین و قندهای احیا، قابلیت استفاده به عنوان خوراک دام را نیز دارد. البته تانن ها و ترکیبات پلی فنلی موجود در پوسته پسته می تواند موجب کاهش میزان هضم شود. بهترین راه برای استفاده از پوسته سبز پسته، خشک کردن آن با استفاده از دستگاه ها و روش های علمی نوین است.



خشک شده پوسته سبز پسته فساد پذیری پایینی دارد و می توان این محصول را به سراسر کشور ارسال نمود.

گفتنی است تانن موجود در پوست پسته در صنایعی همچون داروسازی، رنگ سازی، چرم سازی و صنعت نفت کاربردهای فراوانی دارد. در حال حاضر تانن مورد نیاز صنعت، از ایتالیا و روسیه وارد می شود.

#### استفاده از پوست استخوانی پسته

بهترین راه استفاده از پوست استخوانی پسته این است که به جای سوزاندن و یا دفع کردن، آن را پیرولیز نمود و با طراحی و احداث واحد های صنعتی مربوطه و پالایشگاهی متخصص این کار مواد با ارزش از آن بدست آورد. پیرولیز یا آذرکافت به تجزیه حرارتی مواد در دمای بالا و اتمسفر خنثی گفته می شود و به طور عمده در فرآوری مواد آلی کاربرد دارد.

#### از جمله مزایای پیرولیزه نمودن

جلوگیری از آلودگی هوا و محیط زیست

صرفه جویی اقتصادی برای کشور از طریق کاهش واردات

جایگزین نمودن آن به جای چوب و زغال سنگ در تهیه قطران

استفاده از مواد موثر استخراجی آن در صنایع دارویی

سوخت زیستی اصلی ترین محصول پیرولیزه سریع است. از پیرولیزه پوست سخت میوه های خشکباری مواد زیر به دست می آید:

گاز که شامل هیدروژن، متان، دی اکسید کربن و مقدار کمی گاز های دیگر است.

اسید که شکل مایع داشته و شامل متانول، اسید استیک و استون است.

قطران که مایعی چسبان است و با بوی تند و غنی از مواد فنولیک است.



کربن فعال: در پایان کار پیرولیز پوست مقداری زغال بر جای می ماند که می توان از آن جهت تولید کربن فعال استفاده نمود.

از منحصر به فرد ترین و درآمدزا ترین محصولات جانبی پوسته استخوانی پسته، کربن فعال و قطران است. پوسته استخوانی پسته به دلیل دارا بودن مواد فرار و کربن بالا، میزان خاکستر کم و خواص سختی خوب، برای تولید کربن فعال بسیار مناسب است.

#### زغال فعال پوست پسته

درخت پسته جدا از زغال چوب، زغال فعال(کربن فعال) پوست پسته نیز دارد. زغال فعال یک کربن است که از قرار گرفتن چوب در معرض بخار و مواد شیمیایی شکل می گیرد. کربن فعال در پزشکی بسیار کاربرد دارد، کاربرد این ماده روز به روز در حال افزایش است به طوری که امروزه جای خود را در سالن های زیبایی، به خوبی باز کرده است. این ماده انواع مختلفی دارد و از مواد گوناگونی مانند پوسته ئنارگیل، پوست پسته و... تولید می شود و به صورت پودر، مایع و کپسول عرضه می شود. برخی از کاربردهای این ماده سابقه ای به قدمت جنگ جهانی اول دارد در آن زمان از کربن فعال برای درست کردن ماسک های فیلتر دار و محافظ در برابر مواد شیمیایی استفاده می شد، البته ناگفته نماند که از زغال چوب نیز به عنوان فیلتر آب، فیلتر در تصفیه روغن و نوشابه سازی استفاده می کردند. از کربن فعال می توان به عنوان جداکننده گازهای سمی از هوا نیز استفاده نمود. طبق تحقیقات انجام شده از ۱۲ کیلوگرم پوسته استخوانی پسته، ۱ کیلو کربن فعال استحصال می شود.

#### قطران

قطران مایعی چسبناک با بوی خاص است و با ارزش ترین محصول به دست آمده از تجزیه شیمیایی پوسته سخت پسته بر اثر حرارت بالا است. به طور متوسط از هر ۱۰۰ گرم پوسته استخوانی پسته، حدود ۱۵ تا ۲۰ میلی لیتر قطران بدست می آید. قطران های گیاهی معمولا



در صنایع دارویی و آرایشی-بهداشتی کاربرد دارند. قطران موجود در پوسته استخوانی پسته به دلیل بالا بودن شاخص، در رده خوراکی قرار دارد.

همان گونه که مشخص است پوسته استخوانی پسته، ثروتی ناشناخته است که چندان مورد توجه صنایع تبدیلی کشور قرار نگرفته است. هر ساله مقدار قابل توجهی از پوسته پسته از طریق استان های شمال غربی کشور به ترکیه صادر می شود. متاسفانه به دلیل نبود صنایع تبدیلی مناسب در کشور، ارزآوری دو محصول ارزشمند قطران و کربن فعال نصیب کشورهایی چون ترکیه می شود.

#### زغال پسته سفید

از جمله ویژگی های زغال سفید میتوان به موارد زیر اشاره کرد:

در تمام فصول سال یافت می شود.

از نظر قیمت بسیار مناسب و به صرفه است.

دارای دوام خوب و کیفیت بالا می باشد.

به هیچ وجه خاموشی ندارد و تا ذره آخر خاکستر می شود.

در هنگام سرند توسط دستگاه ،تمام خاکه خود را از دست می دهد.

سریع مشتعل می شود.

برای قلیان و کبابی بسیار مناسب می باشد.

سازگار با محیط زیست است.

چوب در زمان پخت برای تبدیل شدن به زغال دارای دو مرحله دود و گاز می باشد. در مرحله اول اکثر تولید کننده ها دود حاصل از چوب را از بین می برند و در مرحله دوم که گاز ثانویه است، اکثر زغال های تولیدی موجود در بازار دارای گاز ثانویه بوده و کیفیت مطلوبی ندارند.



مهم ترین مزایای استفاده از تکنولوژی تولید زغال سفیدک دار آسیب نرساندن به محیط زیست می باشد زیرا در روش تولید آن با قطع جریان تجهیزات حمل و نقل تا حدودی از تولید گازهای دی اکسید کربن جلوگیری خواهد شد.

زغال تولید شده از لحاظ خصوصیات فیزیکی و شیمیایی با دوام بوده و از استحکام بالایی برخوردار می باشد. نتیجه ی این خصوصیات کاهش احتراق در زمان جا به جایی و ذخیره سازی ایمن و اسان آن خواهد بود.

این تکنولوژی در اندونزی که دارای منابع زغال کم ارزش بوده اهمیت دارد و با استفاده از این روش می تواند به تولید زغال باکیفیت و دارای ارزش جهانی بپردازد.

#### **کاربردهای دیگر ضایعات پسته**

تا اینجا از کاربردهای پوسته نرم و استخوانی پسته گفته شد؛ یکی دیگر از کاربردهای ضایعات پسته، استخراج روغن از ضایعات مغز پسته است. پسته های ریز، لک دار، پرنده زده و ... جزء ضایعات پسته محسوب شده و امکان فروش در بازارهای داخلی و خارجی وجود ندارد اما این ضایعات در تولید روغن پسته بسیار ارزشمند هستند. طبق بررسی های انجام شده از حدود ۲۰۰ هزار تن پسته صادراتی، حدود ۲۴۰ کیلوگرم ضایعات بدست می آید. با بکارگیری تجهیزات مناسب و مدرن می توان بازده استخراج روغن را افزایش داد. روغن بدست آمده از پسته، مصارف دارویی و بهداشتی داشته و از قیمت بالایی در بازارهای جهانی برخوردار است. نکته قابل توجه آنکه محصول جانبی فرآیند روغن کشی، کنجاله است. کنجاله بدست آمده دارای مقدار قابل توجهی پروتئین و اسیدهای آمینه است که می تواند در جیره غذایی دام و طیور مورد استفاده قرار گیرد. نوشابه کولا هم،شامل اسانس پسته به اضافه چاشنی های مختلف و کمی آبلیمو است.



علاوه بر موارد گفته شده از پوست سخت پسته میتوان به عنوان جاذب یون فلزات سنگین و آلایندههای آلی از پساب صنعتی و هم چنین در بهبود عملکرد باتری استفاده کرد.



## زیان های ناشی از عدم مدیریت ضایعات پسته

ضایعات بدست آمده از فرآوری پسته، شامل پوسته نرم، پوسته استخوانی، خوشه ها و برگ درخت است. این مواد از فسادپذیری بالایی برخوردار هستند؛ به گونه ای که پس از چند روز سیاه، گندیده و کپک زده می شوند. هجوم و تراکم حشرات مزاحم در اطراف این ضایعات، آلودگی زیست محیطی به همراه دارد. علاوه بر این این ضایعات بستری مناسب برای رشد قارچ آسپرژیلوس را ایجاد می کنند.

متاسفانه برخی از کشاورزان از این ضایعات به عنوان کود سبز استفاده می نماید. مجموعه این بی توجهی مشکل گسترش آفلاتوکسین در باغات پسته را دو چندان می کند. اسپور قارچ آسپرژیلوس به راحتی از طریق باد منتشر می شود.



#### با هزاران تن از پوست پسته دور ریختنی چه میشود کرد؟

این سوالی است که پژوهشگران کشور ترکیه که پس از ایران و آمریکا سومین کشور تولید کننده پسته در جهان است به آن پاسخ دادند: پوست پسته یک منبع جدید تولید سوخت است. از نظر پژوهشگران با تبدیل کردن پوست پسته دور ریخته شده در محلهای دفن زباله به بیوگاز، می توان به تولید سوخت جایگزین حاصل از تجزیه مواد آلی دست یافت.

تولید سوخت از پوست پسته نیازمند تخمیر هزاران تن از این نوع زبالههای سبز و استفاده از گازهای حاصل که عمدتا متان است برای تولید گرما است. برای شروع، یک شهرک صنعتی با عنوان شهرک سبز در بهترین موقعیت ممکن بنا خواهد شد به این منظور استان قاضی آنتپ که در جنوبی ترین بخش کشور و هم مرز با سوریه است و نصف محصول پسته ترکیه را تولید می کند انتخاب شده است.

این منبع عجیب جزء انرژیهای تجدید پذیر و ارزان قیمت به حساب میآید زیرا ترکیه دارای مقادیر فراوانی از پوست پسته است، به طوری که بر اساس آمار اتحادیه صادر کنندگان جنوب شرقی آناتولی ۶٬۸۰۰ تن پسته در سال گذشته از این کشور صادر شده است.

کارشناسان می گویند تبدیل پسته به بیوگاز، نه تنها به لحاظ فنی امکان پذیر بوده بلکه بسیار راحت است. بورگیپ، شرکت مهندسی محیط زیست فرانسوی که برای اولین بار این ایده را به دولت ارائه داد، ادعا می کند که پوست انواع آجیل کارآمدترین منبع انرژیهای جایگزین در منطقه است و می تواند تا ۶۰ درصد از نیازهای گرمایشی شهر را برآورده کند. این اولین تلاش ترکیه در ساخت شهرک زیست محیطی است، و اولین شهرکی در جهان خواهد بود که توسط پسته گرم می شود.

# بررسی تاثیر نوع پسته، شرایط نگهداری و مدت زمان ماندن بار در انبار در رشد قارچ آسپرژیلوس فلاووس(عامل ایجاد آفلاتوکسین)

نگهداری مواد غذایی در انبارها به گونهای مواد غذایی آلوده نشوند یا آلودگی آنها به حداقل برسد امری بسیار مهم و حساس است. عوامل مهمی در آلودگی مواد غذایی در انبارها نقش دارند; از جمله: نظافت پرسنل انبار، رطوبت، دما، مدت زمان ماندن مواد غذایی در انبار و.... آلودگی بیش از حد مواد غذایی مشکلات زیادی بخصوص در امر صادرات ایجاد می کند. آلودگی بیش از حد خشکبار و آفلاتو کسین بیش از حد استاندارد جهانی در خشکبار ایران امروزه یکی از معضلات صادرات خشکبار ایران به کشورهای دیگر بخصوص اروپا است. یک نمونه از این خکشبار پسته است که یکی از محصولات کشاورزی مهم ایران است و صادرات آن نقش مهمی در درآمدزایی غیر نفتی دارد. ما در این آزمایش میخواهیم عوامل مختلف مأثر بر آلودگی پسته را بررسی کنیم.

برای بررسی تاثیر شرایط نگهداری، نوع پسته و مدت زمان ماندن بار در انبار بر میزان رشد آسپرژیلوس فلاووس از ۳ نمونه پسته خنجری ارگانیک، پسته اکبری نگهداری شده در شرایط خلاء و در محیط تاریک و پسته اکبری نگهداری شده در دمای ۱۰ درجه استفاده کردیم. مدت زمان نگهداری در انبار برای پسته ارگانیک دو سال و دو ماه، پسته نگهداری شده در خلاء یک سال و هشت ماه و پسته نگهداری شده در دمای ده درجه یک سال و هفت ماه بود.

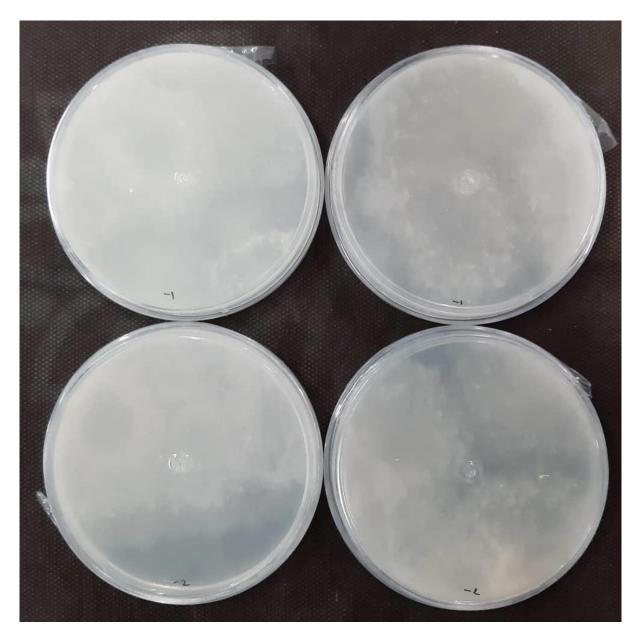
در این آزمایش از روش کشت قارچ در یک محیط کشت مخصوص و شمارش تعداد کلنیهای تشکیل شده استفاده شد. برای کشت قارچ در هر ۳ نمونه از دو رقت  $^{1-1}$  و  $^{1-1}$  استفاده شد. با در نظر گرفتن حد استاندارد رشد قارچ (۱۰۰ کلونی بر گرم)، نتایج آزمایش برای ۳ نمونه پسته به شرح زیر است:

نوع نمونه: پستهی خنجری اورگانیک

وزن آزمایه: ۵۰ گرم







نتیجه آزمایش: تعداد کلنیها غیر قابل شمارش در دو رقت متوالی ۱۰-۲ و ۲۰-۲

نوع نمونه: پستهی اکبری نگهداری شده در خلاء و محیط تقریباً تاریک

وزن آزمایه: ۵۰ گرم







$$N = \frac{(6+6+45+29)CFU}{(0.1+0.1+0.01+0.01)ml} \times \frac{50 \, ml}{50 \, g} = 391 \, \frac{CFU}{g}$$

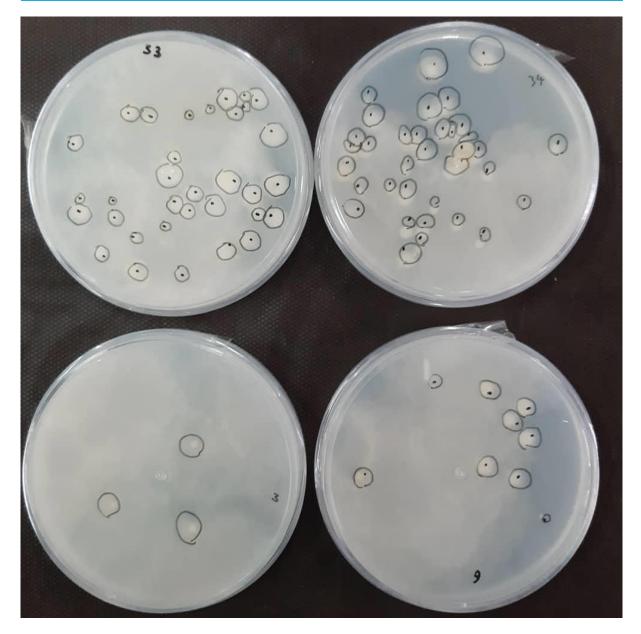
نتیجهی آزمایش: شمارش ۳۹۱ کلنی در هر گرم (۳.۹ برابر حد استاندارد)

نوع نمونه: پستهی اکبری نگهداری شده در دمای ۱۰ درجه

وزن آزمایه: ۵۰ گرم







$$N = \frac{(3+9+33+34)CFU}{(0.1+0.1+0.01+0.01)ml} \times \frac{50 \ ml}{50 \ g} = 359 \ CFU/g$$



نتیجهی آزمایش: شمارش ۳۵۹ کلنی در هر گرم (۳.۵۹ برابر حد استاندارد)

با توجه به نتایج به دست آمده در هر سه نمونه، می توان نتیجه گرفت:

- ۱. نگهداری طولانی مدت پسته در انبار و وقفه زیاد بین برداشت و توزیع، یکی از عوامل بسیار مهم در افزایش آلودگی و رشد قارچ آسپرژیلوس فلاووس و در نتیجه افزایش آفلاتوکسین در پسته است.
- ۲. ارگانیک بودن پسته اگر شرایط و محیط نگهداری مناسب نباشد، تاثیری در کاهش آفلاتوکسین ندارد.
  - ۳. نوع پسته ممكن است در ميزان آفلاتوكسين مأثر باشد.
- ۴. تاریکی نمی تواند رشد قارچ آسپرژیلوس فلاووس را کاهش دهد و حتی می تواند باعث رشد بیشتر آن شود.

# **بررسی و پیش بینی میزان کشت پسته در کشورهای ایران امریکا و ترکیه**

برای تثبیت جایگاه فعلی ایران در تولید پسته در دنیا احتیاج است که رقبا به خوبی شناسایی شوند. از آنجایی که در حال حاضر سه کشور امریکا، ایران و ترکیه (طبق سایت معتبر انجمن پسته ایران) به ترتیب رتبه اول تا سوم در حجم تولید پسته دارند لذا رقبایی که میبایست میزان کشت پسته آنها بررسی و شناسایی شوند امریکا و ترکیه خواهند بود. اما دلیل این بررسیها این موضوع است که در صورت توانایی رقابت با چنین کشورهایی در بحث کیفیت پسته، سهم ایران از بازار دنیا چه مقدار است؟

برای این منظور ابتدا باید مشخص شود که چه میزان پسته در دنیا تولید و چه مقدار آن به سایر کشورها صادر می شود؟

ایران و ایالات متحده آمریکا، دو کشور اصلی در زمینه تولید و صادرات پسته در جهان به شمار میروند. بهطوری که حدود ۷۰ تا ۸۰ درصد تولید سالانه پسته در اختیار این دو کشور بوده است.



بیش از ۹۰ درصد پسته آمریکا در ایالت کالیفرنیا تولید میشود و در ایران شهرستان رفسنجان بیشترین تولید را به خود اختصاص داده است. تولید پسته در ایران پیشینه چند هزار ساله دارد. اما پسته کاری در آمریکا در دهه ۱۹۳۰ میلادی با کاشتن بذر پسته ایرانی آغاز شده است. در طی سال ها تحریم بینالمللی علیه ایران، پسته آمریکا جای پسته ایران را گرفت. اما با توافق هستهای و موج هوای خشک و گرم در سراسر سواحل غربی آمریکا در سال ۲۰۱۴ که باعث از دست رفتن نیمی از محصول پسته این کشور شد، پسته ایران جان تازهای برای راه یافتن به بازارهای بینالمللی یافت. شرکتهای آمریکایی که هماکنون در حال فعالیت گسترده در این زمینه هستند، در آینده یک رقیب جدی برای شرکتهای پسته ایرانی خواهند بود.

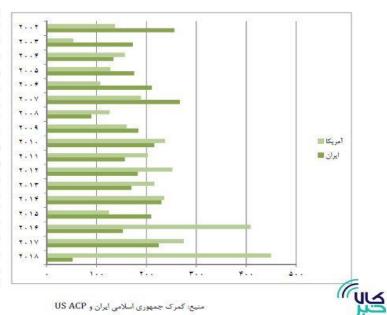
کل فروش پسته آمریکا در ماه مارس (۱۰ اسفند ۹۷ تا ۱۱فروردین ۹۸)، ۳۹ هزار تن بوده که این میزان بیانگر افزایشی نسبت به سال گذشته است. فروش داخلی آمریکا در این ماه ۱۱ هزار تن بود؛ یعنی حدود هزار تن (معادل ۹۸ درصد) بیشتر از سال گذشته و میزان صادرات ۲۸ هزار تن گزارش شد؛ یعنی حدود ۱۰ هزار تن (معادل ۵۸ درصد) نسبت به سال گذشته افزایش داشته است.

شکل شماره ۱. تولید پسته ایران و آمریکا



تولید پسته ایران و آمریکا طی سال های 200۲ تا 2018

| محصول   | ايران | أمريكا |
|---------|-------|--------|
| Y-14    | ۵۲    | 40.    |
| Y-17    | ۲۲۵   | YYA    |
| Y-18    | ۱۵۳   | 4.9    |
| Y-10    | ۲۱۰   | ١٢٥    |
| Y-14    | ۲۳.   | 779    |
| Y-17    | 17.   | Y18    |
| 7-17    | 111   | YAY    |
| Y-11    | 107   | 7.4    |
| Y . ) . | Y15   | 777    |
| 44      | 115   | 151    |
| ٧٠٠٨    | ٩.    | 179    |
| Y Y     | 757   | 149    |
| ۲۰۰۶    | 711   | 1.4    |
| Y 0     | 179   | 147    |
| Y F     | 174   | ۱۵۷    |
| YY      | ۱۷۳   | ۵۴     |
| Y Y     | 408   | 157    |



منیع: گمرک جمهوری اسلامی ایران و US ACP

کل فروش تجمعی محصول سال ۲۰۱۸ آمریکا تا پایان هفتمین ماه تجاری، ۲۴۷ هزار تن گزارش شده که این میزان نشان دهنده افزایشی ۱۸ درصدی (معادل ۳۷ هزار تن) نسبت به سال قبل است. میزان فروش تجمعی در داخل آمریکا ۷۳ هزار تن گزارش شده که حاکی از افزایشی ۶ درصدی (معادل ۴ هزار تن) نسبت به سال گذشته است. تا پایان ماه مارس حدود ۱۷۴ هزار تن پسته صادر شده که نشان دهنده افزایشی ۲۴ درصدی (معادل ۳۳ هزار تن) نسبت به صادرات سال گذشته است.

فروش پسته آمریکا از آغاز سپتامبر تا امروز (غیر از ماه دسامبر) همواره رکورد زده است. فروش در ماه مارس امسال خیلی بیشتر از ماه مشابه سال گذشته بود و این افزایش مدیون افزایش ۵۸ درصدی در صادرات بود. جهت یادآوری باید گفت که کاهش شدید محصول ایران دلیل اصلی افزایش صادرات پسته آمریکا به بازارهای هدف بود، تا حدی که صادرات سهمی ۷۱ درصدی از مجموع فروش آمریکا داشت. اروپا و آسیا (چین) بزرگ ترین مقاصد

صادراتی پسته آمریکا محسوب می شوند. فروش ماه مارس به مشتریان اروپایی ۸۰درصد و به چینی ها ۹۴ درصد نسبت به ماه قبل افزایش داشت البته ناگفته نماند این افزایش چشمگیر فروش به بازارهای هدف براساس قیمت هایی است که اول فصل (یعنی کیلویی ۸.۱۴ تا ۸.۳۶ دلار) معامله می شده؛ معنی دیگر این حجم قابل توجه از فروش این است که علی رغم افزایش تدریجی قیمت ها (از ۹۶۸ دلار به ۹.۹۰ و در حال حاضر به ۱۰.۱۲ دلار به ازای هر کیلو) فروشندگان به تعهدات اولیه خود در زمان عقد قرارداد پایبند بوده اند.

## شکل شماره ۲. مقاصد اصلی صادراتی پسته ایران

#### مقاصد اصلی صادراتی پسته ایران

محصول ۹۶

| رديف | مقاصد                | سهم درصدی از کل صادرات |
|------|----------------------|------------------------|
| T.   | شرق دور              | 70                     |
| ۲    | اتحاديه اروپا        | ١۵                     |
| 7"   | شپه قاره هند         | 18:                    |
| 4    | خاورميانه            | 14                     |
| ۵    | بازارهای صادرات مجدد | 11                     |
| ۶    | مشترك المنافع        | 11                     |
| Υ    | ساير                 | ۲                      |
|      | مجموع                | 1                      |



منبع: المرك جمهوري اسلامي ايران

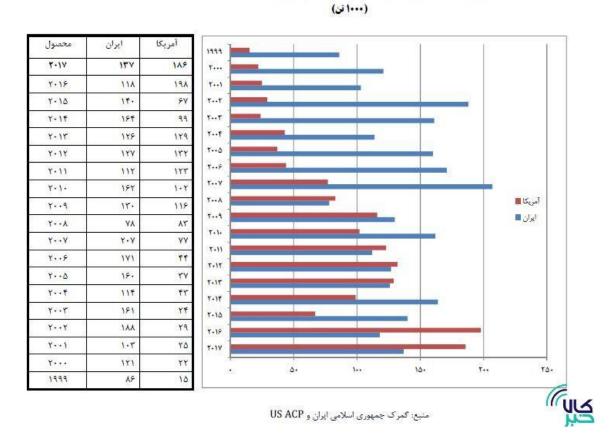
صادرات جهانی پسته طی دوره ۲۰۰۵ تا ۲۰۱۹ به لحاظ وزنی و ارزشی به ترتیب از متوسط رشد سالانه ای معادل ۴/۹ و ۵/۱۶ درصد برخوردار بوده است به گونه ای که میزان صادرات پسته از ۱۳۱ هزار تن در سال ۲۰۰۵ به ۲۹۴ هزار تندر سال ۲۰۱۹ و ارزش آن از ۴۲۳ میلیون دلار به ۱۶۷۵ میلیون دلار افزایش یافته است.



کشورهای ایران، آمریکا، چین، آلمان و لوگزامبورگ عمده ترین صادرکنندگان پسته در جهان محسوب می شوند. لوگزامبورگ از سال ۲۰۰۸ به جرگه صادرکنندگان این محصول در جهان پیوسته و در سال ۲۰۱۳ تزدیک به ۳ درصد صادرات جهانی را دارا بوده است. این کشور به همراه آلمان و هلند با توجه به نداشتن تولید مبادرت به امر صادرات مجدد پسته در جهان می نمایند). ایران با در اختیار داشتن بیش از نیمی از صادرات پسته (۵۵ درصد سهم از صادرات جهانی) در سال ۲۰۱۶ (یا ۱۳۹۶ شمسی) مقام نخست صادرات پسته را در جهان داراست. ایرانیان سالیان متمادی بدون رقیب در بازار جهانی پسته فعالیت کرده اند. پس از ایران، آمریکا با در اختیار داشتن سهم ۱۶۵۵ درصدی از صادرات پسته در همین سال در مقام دوم قرار دارد. اما در اواخر سال ۲۰۱۶ امریکا در تویلد پسته جهشی بزرگ انجام داد و میزان تولید پسته در این کشور بشدت افزایش پیدا کرد. طوری که در شکل شماره ۱ و ۳ مشخص است که ایران بشدت در صادرات پسته افت کرده است. دلیل این امر نیز قطعا عدم تایید کیفیت پسته ایران در کشورهای اروپایی و آسیای شرقی است.

شکل شماره ۳. صادرات پسته ایران و امریکا

صادرات پسته ایران و آمریکا طی سال های 1999 تا 2017



اما کشور ترکیه بر اساس دادههای انجمن صادرکنندگان آناتولی در جنوب شرق ترکیه (GAİB)صادرات پسته از کشور در بازه زمانی ژانویه تا اکتبر ۲۰۲۱ به ۱۵۸ میلیون و ۲۴۸ هزار دلار رسید که نسبت به صادرات سال گذشته ۳۳ درصد افزایش یافته است. براساس این دادهها، سال گذشته ۱۱۸ میلیون و ۹۲۳ هزار دلار پسته صادر شده بود که در بازه ۱۰ ماهه امسال با فروش ۱۵ هزار و ۱۲۶ تُن به ۱۵۸ میلیون و ۲۴۸ هزار دلار رسیده است.

ایتالیا در صدر صادرات پسته ترکیه بوده و طی دوره مذکور به ارزش ۳۸ میلیون و ۸۱۹ هزار دلار صادرات به این کشور انجام گرفته است. پس از آن نیز آلمان با ۲۷ میلیون و ۵۸۳ هزار دلار و اسرائیل با ۹ میلیون و ۳۹۶ هزار دلار قرار دارند.

بر اساس دادههای انجمن صادرکنندگان جنوب شرقی آناتولی(GAİB)، میزان صادرات پسته ترکیه در سال ۲۰۲۱ رشد ۷۶ درصدی داشته و به ۲۰۹ میلیون و ۶۸۶ هزار دلار رسید. طی سال گذشته ۲۰ هزار و ۳۳۲ تن پسته ترکیه به ۱۱۰ کشور جهان از جمله ایتالیا، آلمان، چین، کانادا، پرتغال، مالزی، مالت، تایوان، مراکش، ژاپن، مولداوی، انگلیس، کوبا و روسیه صادر شده است. ایتالیا با ۵۰ میلیون و ۷۴ هزار دلار اصلی ترین خریدار پسته ترکیه بوده و پس از آن نیز آلمان با ۳۳ میلیون و ۶۲۷ هزار دلار و چین با ۱۲ میلیون و ۸۳۹ هزار دلار در ردههای بعدی قرار دارند.

ایتالیا با ۵۰ میلیون و ۷۴ هزار دلار اصلی ترین خریدار پسته ترکیه بوده و پس از آن نیز آلمان با ۳۳ میلیون و ۶۲۷ هزار دلار و چین با ۱۲ میلیون و ۸۳۹ هزار دلار در ردههای بعدی قرار دارند.

براساس آمار سازمان خواربار و کشاورزی ملل متحد «فائو» ترکیه پس از آمریکا و ایران در رده سوم کشورهای تولیدکننده پسته قرار دارد.

تولید پسته در ناحیه آناتولی جنوب شرق ترکیه در سال ۲۰۱۹ با ۲۰۸ درصد افزایش در مقایسه با سال گذشته به حدود ۲۴۰ هزار تن رسیده است.

در سال ۲۰۲۰ ارزش صادرات جهانی پسته برابر ۱/۸۱ میلیارد دلار بوده که سهم آمریکا از آن ۸۴۲/۷۵ میلیون دلار و سهم ایران ۱۹۹/۳۶ میلیون دلار و سهم ایران ۱۹۹/۳۶ میلیون دلار (۱۱٪) بوده است.

همانطور که از اطلاعات مشخص است ترکیه با رشد بسیار زیاد در سال های اخیر و رشد صنعت تولید پسته در آمریکا، ایران در حال نزول در این رتبه بندی میزان صادرات پسته می باشد. با بدست آوردن اطلاعات دقیق میزان تولید پسته ایران و آمریکا در و با استفاده از تحلیل های آماری میزان تولید پسته در ایران و آمریکا را پیش بینی کردیم. با دانستن میزان تولید و در نظر گرفتن سهم کل بازار فروش پسته در دنیا می توان جایگاه ایران را در این پیش بینی تثبیت کنیم. محاسبات این تحلیل آماری در پیوست شماره ۱ و ۲ آمده است. با توجه به بینی تثبیت کنیم. محاسبات این تحلیل آماری در پیوست شماره ۱ و ۲ آمده است. با توجه به



اطلاعات بدست آمده میزان تولید پسته در ترکیه در سال ۲۰۲۲ (طبق سایت معتبر ۲۲۰ هزار تن پیش بینی شده است. سم بازار جهانی پسته در دنیا در سال ۲۰۲۱ مقدار ۲۰۱۲ میلیارد دلار بوده است که از این مقدار سهم ایران ۵۳۳ میلیون دلار و أمريكا ۸۹۳ ميليون دلار و تركيه ۵۱۲ ميليون دلار بوده است. لذا ميتوان تا حدودي تعيين کرد که سهم بازار پسته ایران در جهان حدود ۲۵ درصد بوده است. لذا با پیش بینی های انجام شده از میزان تولید سه کشور اول تولید کننده پسته در دنیا و ارزش بازار پسته دنیا، ایران در سال آینده با روند نزولی که دارد رتبه سوم از سهم صادرات پسته را خواهد داشت و ترکیه از أن پیشی خواهد گرفت. میزان سهم بازار جهانی پسته در سال ۲۰۲۲ تا این لحظه حدود ۲.۳ میلیارد دلار تخمین زده شده است که سهم امریکا حدود ۵۰٪ بوده است. با فرض در نظر گرفتن حداقل سهمی که ایران در سال گذشته به تثبیت رسانده است یعنی سهم بازار پسته ایران در دنیا حدود ۵۷۵ میلیون دلار خواهد بود. اما با پیش بینیها و تحلیل آماری که انجام شده است قطعا ایران به این حجم از صادرات نخواهد رسید و می توان بازاری حدود ۴۰۰ الی ۴۵۰ میلیون دلار برای ایران در نظر گرفت. اما یکی از دلایل این کاهش ارز آوری، کاهش میزان تولید پسته در ایران در سال ۲۰۲۲ (طبق پیش بینیها) می باشد. دلیل دیگر آن تحریم ایران است که نمی تواند پسته را به تمام کشورهای دنیا صادر کند. و در آخر بحث کیفیت محصول پسته ایران است که نمی تواند کیفیت مورد تایید اتحادیه اروپا را تامین کند لذا کشورهای اروپایی در حدود زیادی از خرید پسته از ایران منع میشوند.





پیوستها

In [1]:

Out[86]:

پیوست شماره ۱ پیش بینی میزان تولید امریکا در سال ۲۰۲۲

# **Regression Methods in Python**

## By Peyman Falsafi

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import seaborn as sns
import statsmodels.api as sm

## **Read Data from File**

ln [2]:
data1 = pd.read\_csv('peyman.csv')

In [86]:
data1.head()

Time Values

0 1378 15.0

1 1379 22.0

2 1380 25.0

3 1381 29.0

4 1382 24.0

In [87]:

data1.shape

Out[87]:

(23, 2)

In [5]:

data1.info()
<class 'pandas.core.frame.DataFrame'>



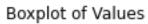


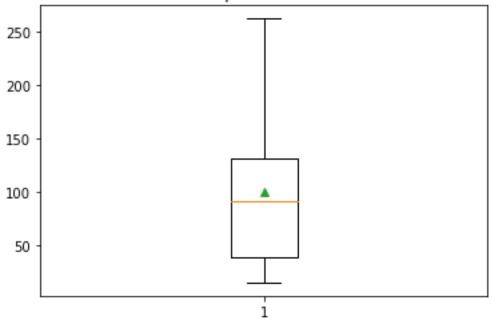
```
RangeIndex: 22 entries, 0 to 21
Data columns (total 2 columns):
     Column Non-Null Count Dtype
     Time
             22 non-null
                               int64
     Values 22 non-null
 1
                                int64
dtypes: int64(2)
memory usage: 480.0 bytes
                                                                               In [88]:
data1.isna().sum()
                                                                              Out[88]:
           0
Time
Values
          1
dtype: int64
                                                                               In [89]:
data1.describe()
                                                                              Out[89]:
           Time
                     Values
 count
         23.00000
                  22.000000
 mean
       1389.00000
                  99.636364
  std
                  70.721820
          6.78233
       1378.00000
                  15.000000
  min
 25%
       1383.50000
                  38.500000
 50%
       1389.00000
                  91.000000
 75%
       1394.50000
                 131.250000
      1400.00000 262.000000
  max
                                                                                In [9]:
#Box plot
plt.boxplot(data1['Values'], showmeans = True)
plt.title('Boxplot of Values')
                                                                               Out[9]:
```



Text(0.5, 1.0, 'Boxplot of Values')







In [90]:

#Correlation Analysis
corr\_table = round(data1.corr(method = 'pearson'), 2)
corr\_table

Out[90]:

#### Time Values

**Time** 1.0 0.9

**Values** 0.9 1.0

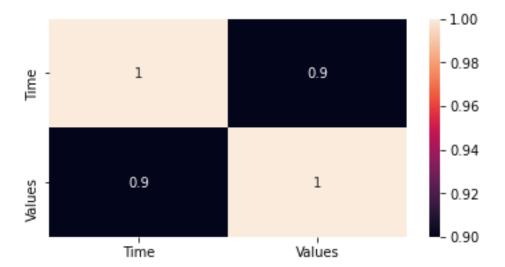
In [13]:

plt.figure(figsize = (6, 3))
sns.heatmap(corr\_table, annot = True)

Out[13]:

<AxesSubplot:>





# **Data Preparation**

## **Divide Dataset into Train and Test**

In [166]:
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split
train, test = train\_test\_split(data1, test\_size = 0.3, random\_state =
123456)

In [167]:
train.shape

Out[167]:

In [168]:
train.describe()

Out[168]:

|       | Time        | Values    |  |
|-------|-------------|-----------|--|
| count | 16.000000   | 16.000000 |  |
| mean  | 1388.500000 | 94.625000 |  |
| std   | 6.860515    | 67.273447 |  |
| min   | 1378.000000 | 15.000000 |  |
| 25%   | 1383.500000 | 34.000000 |  |





|        | Time        | Values     |
|--------|-------------|------------|
| 50%    | 1388.500000 | 88.000000  |
| 75%    | 1394.250000 | 133.750000 |
| max    | 1399.000000 | 213.000000 |
| test.s | shape       |            |
| (7, 2) |             |            |
|        | describe()  |            |
|        | Time        | Values     |
|        |             |            |
| count  | 7.000000    | 6.000000   |
| mean   | 1390.142857 | 113.000000 |
| std    | 6.986381    | 84.467745  |
| min    | 1381.000000 | 29.000000  |
| 25%    | 1385.000000 | 53.000000  |
| 50%    | 1391.000000 | 106.000000 |
| 75%    | 1394.500000 | 131.250000 |
| max    | 1400.000000 | 262.000000 |
|        | 1.13.00000  |            |
| test   |             |            |
| Ti     | ime Values  |            |
|        | 400         |            |



**22** 1400

NaN



|    | Time | Values |
|----|------|--------|
| 3  | 1381 | 29.0   |
| 14 | 1392 | 129.0  |
| 9  | 1387 | 83.0   |
| 5  | 1383 | 43.0   |
| 19 | 1397 | 262.0  |
| 13 | 1391 | 132.0  |

In [170]:

Out[170]:

train

|    | Time | Values |
|----|------|--------|
| 6  | 1384 | 37.0   |
| 2  | 1380 | 25.0   |
| 12 | 1390 | 123.0  |
| 21 | 1399 | 213.0  |
| 8  | 1386 | 77.0   |
| 4  | 1382 | 24.0   |
| 7  | 1385 | 44.0   |
| 0  | 1378 | 15.0   |
| 16 | 1394 | 67.0   |
| 20 | 1398 | 166.0  |



|    | Time | Values |
|----|------|--------|
| 15 | 1393 | 99.0   |
| 11 | 1389 | 102.0  |
| 17 | 1395 | 198.0  |
| 18 | 1396 | 186.0  |
| 10 | 1388 | 116.0  |
| 1  | 1379 | 22.0   |

# **Building Prediction Model**

## **Model 1: Linear Regression**

```
In [119]:
\#Define the feature set X
X = train.drop(['Values'], axis = 1)
X_train = pd.concat([X_], axis = 1)
X_train = sm.add_constant(X_train) #adding a constant
#Define response variable
y_train = train['Values']
                                                                           In [120]:
X train.head()
                                                                          Out[120]:
          Time
    const
      1.0
           1384
      1.0
           1380
 12
      1.0
          1390
 21
      1.0
          1399
```



const Time

**8** 1.0 1386

In [21]:

y\_train.head()

Out[21]:

4 24 0 15 8 77

20 166 17 198

Name: Values, dtype: int64

In [121]:

#Regression Model

lm = sm.OLS(y\_train, X\_train).fit()

lm.summary()

C:\Users\Lenovo\anaconda3\lib\site-packages\scipy\stats.py:1603: User Warning: kurtosistest only valid for n>=20 ... continuing anyway, n=16 warnings.warn("kurtosistest only valid for n>=20 ... continuing "

Out[121]:

#### **OLS** Regression Results

**Dep. Variable:** Values **R-squared:** 0.812

Model: OLS Adj. R-squared: 0.799

Method: Least Squares F-statistic: 60.54

**Date:** Sat, 05 Mar 2022 **Prob (F-statistic):** 1.89e-06

**Time:** 12:00:39 **Log-Likelihood:** -76.149

No. Observations: 16 AIC: 156.3

**Df Residuals:** 14 **BIC:** 157.8

**Df Model:** 1

Covariance Type: nonrobust

 $coef \qquad std \; err \qquad \qquad t \qquad P > |t| \qquad \qquad [0.025 \qquad \quad 0.975]$ 





**const** -1.218e+04 1577.092 -7.720 0.000 -1.56e+04 -8793.178

**Time** 8.8371 1.136 7.780 0.000 6.401 11.273

Omnibus: 6.249 Durbin-Watson: 1.502

**Prob(Omnibus):** 0.044 **Jarque-Bera (JB):** 3.311

**Skew:** -0.975 **Prob(JB):** 0.191

**Kurtosis:** 4.080 **Cond. No.** 2.90e+05

#### Notes:

[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

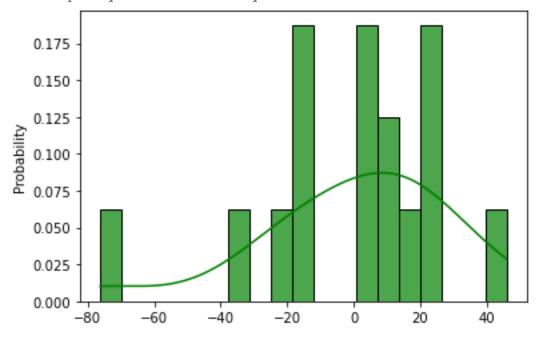
[2] The condition number is large, 2.9e+05. This might indicate that there are strong multicollinearity or other numerical problems.

In [122]:

```
#Check Assumptions of Regression #Normality of residuals
```

Out[122]:

<AxesSubplot:ylabel='Probability'>

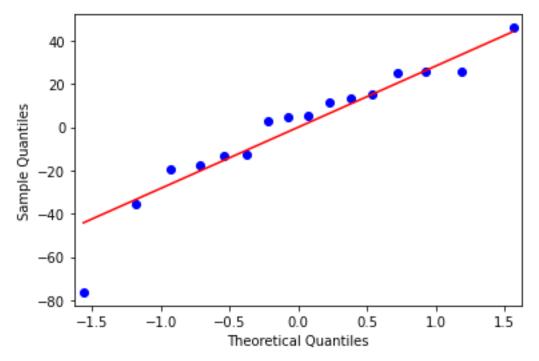






In [123]:

```
#QQ-plot
qqplot_lm = sm.qqplot(lm.resid, line = 's')
plt.show()
```



In [124]:

#Check Cook's distance
sum(lm.get\_influence().summary\_frame().cooks\_d > 1)

Out[124]:

0

#### Model 1: Prediction on Test dataset

In [125]:

```
#Define the feature set X
X_ = test.drop(['Values'], axis = 1)
X_test = pd.concat([X_], axis = 1)
X_test = sm.add_constant(X_test) # adding a constant
#Define response variable
y_test = test['Values']
```

In [126]:

X test.head()

Out[126]:

const Time

**22** 1.0 1400





```
const
          Time
 3
      1.0
          1381
 14
      1.0
          1392
      1.0
          1387
 5
      1.0
          1383
                                                                          In [127]:
y_test.head()
                                                                         Out[127]:
22
        NaN
3
       29.0
14
      129.0
9
       83.0
5
       43.0
Name: Values, dtype: float64
                                                                          In [128]:
pred_lm = lm.predict(X_test[['const', 'Time']])
                                                                          In [129]:
pred lm
                                                                         Out[129]:
     196.251771
22
3
       28.346671
14
      125.554887
9
       81.369334
5
       46.020892
19
      169.740439
      116.717776
13
dtype: float64
                                                                          In [130]:
#Absolute error
abs_err_lm = abs(y_test - pred_lm)
                                                                          In [131]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model_comp = pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
                                                      abs_err_lm.mean(),
                             'Median of AbsErrors' : abs_err_lm.median(),
                                                      abs err lm.std(),
                             'SD of AbsErrors' :
                             'IQR of AbsErrors':
                                                      iqr(abs_err_lm),
                             'Min of AbsErrors':
                                                      abs err lm.min(),
                             'Max of AbsErrors':
                                                      abs err lm.max()}, index
= ['LM Model'])
model_comp
                                                                         Out[131]:
```



|          | Mean of   | Median of | SD of     | IQR of    | Min of    | Max of    |
|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|
|          | AbsErrors | AbsErrors | AbsErrors | AbsErrors | AbsErrors | AbsErrors |
| LM Model | 19.381964 | 3.233003  | 36.098449 | NaN       | 0.653329  | 92.259561 |

### **Model 2: Decision Tree**

```
In [132]:
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
                                                                                                                                                                                                                                                                                                         In [133]:
reg tree = DecisionTreeRegressor(max depth = 4, min samples leaf = 5,
ccp_alpha = 0.01)
                                                                                                                                                                                                                                                                                                         In [134]:
tree_res = reg_tree.fit(X_train[['Time']], y_train)
                                                                                                                                                                                                                                                                                                         In [135]:
#Plot the Tree
from sklearn.tree import plot tree
fig = plt.figure(figsize = (15, 10))
plot tree(tree res, feature names = ['Time'])
                                                                                                                                                                                                                                                                                                     Out[135]:
[Text(418.5, 407.7000000000000, 'Time <= 1387.0 \nmse = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsamples = 4242.859 \nsam
16 \cdot \text{nvalue} = 94.625'),
   Text(209.25, 135.8999999999999, 'mse = 376.98\nsamples = 7\nvalue = 34.85
    Text(627.75, 135.8999999999999, 'mse = 2310.321\nsamples = 9\nvalue = 141
 .111')]
```





Time <= 1387.0 mse = 4242.859 samples = 16 value = 94.625

mse = 376.98 samples = 7 value = 34.857 mse = 2310.321 samples = 9value = 141.111

```
In [136]:
#To save the figure to the .png file:
fig.savefig('decistion tree.png')
                                                                In [137]:
#The Best Decision Tree Model
reg_tree = DecisionTreeRegressor(max_depth = 5, min samples leaf = 5,
ccp alpha = 0.01)
tree_res = reg_tree.fit(X_train[['Time']], y_train)
#Plot the Tree
from sklearn.tree import plot tree
fig = plt.figure(figsize = (15, 10))
plot tree(tree res, feature names = X train.iloc[:, 1:].columns)
                                                               Out[137]:
[Text(418.5, 407.700000000000000, 'Time <= 1387.0\nmse = 4242.859\nsamples =
16 \cdot \text{nvalue} = 94.625'),
Text(209.25, 135.8999999999999, 'mse = 376.98\nsamples = 7\nvalue = 34.85
.111')]
```





Time <= 1387.0 mse = 4242.859 samples = 16 value = 94.625

mse = 376.98 samples = 7 value = 34.857 mse = 2310.321 samples = 9value = 141.111

```
In [138]:
pred tree = tree res.predict(X test.iloc[:, 1:])
pred tree
                                                                      Out[138]:
array([141.11111111, 34.85714286, 141.11111111, 34.85714286,
        34.85714286, 141.11111111, 141.11111111])
                                                                       In [139]:
#Absolute error
abs_err_tree = abs(y_test - pred_tree)
                                                                       In [140]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model_comp = model_comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs err tree.mean(),
                                              'Median of AbsErrors' :
abs_err_tree.median(),
                                             'SD of AbsErrors' :
abs err tree.std(),
                                              'IQR of AbsErrors':
iqr(abs_err_tree),
                                              'Min of AbsErrors':
abs err tree.min(),
                                              'Max of AbsErrors':
abs err tree.max()}, index = ['Decision Tree Reg']),
                               ignore index = False)
model_comp
```



|                      |                      |                        |                    |                     |                     | Out[140]:           |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
| LM_Model             | 19.381964            | 3.233003               | 36.098449          | NaN                 | 0.653329            | 92.259561           |
| Decision Tree<br>Reg | 34.042328            | 10.611111              | 45.406786          | NaN                 | 5.857143            | 120.888889          |

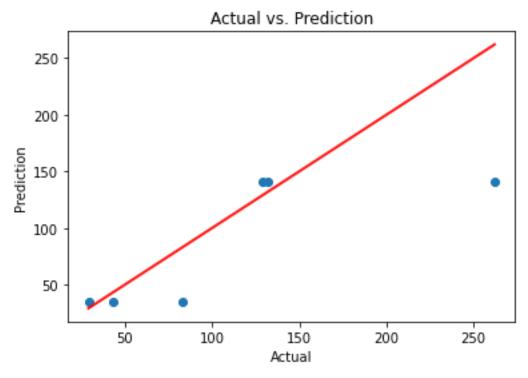
In [141]:

```
#Actual vs. Prediction
plt.scatter(x = y_test, y = pred_tree)
plt.xlabel('Actual')
plt.ylabel('Prediction')
plt.title('Actual vs. Prediction')

#Add 45 degree line
xp = np.linspace(y_test.min(), y_test.max(), 100)
plt.plot(xp, xp, alpha = 0.9, linewidth = 2, color = 'red')
```

Out[141]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2aa7dc75bb0>]



**Model 3: Random Forest** 

In [142]:

from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
#Random Forest



```
rf_reg = RandomForestRegressor(max_features =1, random_state = 123,
n_estimators = 500)
rf_res = rf_reg.fit(X_train.iloc[:, 1:], y_train)
```

#### Model 3: Prediction on Test Dataset

```
In [143]:
pred_rf = rf_res.predict(X_test.iloc[:, 1:])
pred rf
                                                                      Out[143]:
array([198.238, 24.248, 104.162, 85.216, 28.77, 182.15, 115.504])
                                                                       In [144]:
#Absolute error
abs err rf = abs(y test - pred rf)
                                                                       In [145]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model comp = model comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs err rf.mean(),
                                              'Median of AbsErrors' :
abs_err_rf.median(),
                                             'SD of AbsErrors' :
abs err rf.std(),
                                              'IQR of AbsErrors':
iqr(abs err rf),
                                              'Min of AbsErrors':
abs err rf.min(),
                                              'Max of AbsErrors':
abs err rf.max()}, index = ['Random Forest Reg']),
                               ignore index = False)
model comp
```

|                      |                      |                        |                    |                     |                     | Out[145]:           |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
| LM_Model             | 19.381964            | 3.233003               | 36.098449          | NaN                 | 0.653329            | 92.259561           |
| Decision Tree<br>Reg | 34.042328            | 10.611111              | 45.406786          | NaN                 | 5.857143            | 120.888889          |
| Random<br>Forest Reg | 23.730333            | 15.363000              | 28.692436          | NaN                 | 2.216000            | 79.850000           |
|                      |                      |                        |                    |                     |                     | In [146]:           |

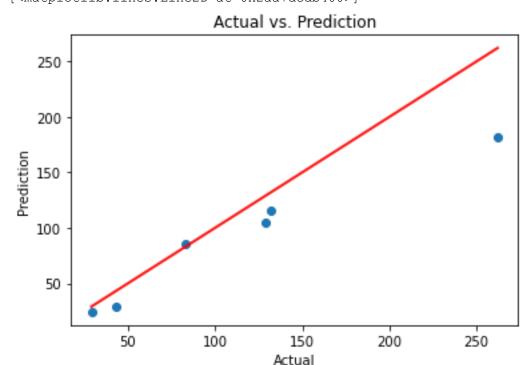
#Actual vs. Prediction
plt.scatter(x = y\_test, y = pred\_rf)
plt.xlabel('Actual')



```
plt.ylabel('Prediction')
plt.title('Actual vs. Prediction')
#Add 45 degree line
xp = np.linspace(y_test.min(), y_test.max(), 100)
plt.plot(xp, xp, alpha = 0.9, linewidth = 2, color = 'red')
```

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2aa7dcdb400>]

Out[146]:



## **Model 4: Bagging**

### **Model 4: Prediction on Test Dataset**

```
In [147]:
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
bagging_reg = RandomForestRegressor(max_features = 1, random_state = 123,
n = 1000
bagging_res = bagging_reg.fit(X_train.iloc[:, 1:], y_train)
pred bagging = bagging res.predict(X test.iloc[:, 1:])
pred bagging
                                                                    Out[147]:
array([197.52 , 24.314, 102.979, 84.95 , 28.901, 181.674, 115.261])
                                                                     In [148]:
#Absolute error
abs_err_bagging = abs(y_test - pred_bagging)
                                                                     In [149]:
```





```
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model comp = model comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs err bagging.mean(),
                                             'Median of AbsErrors' :
abs_err_bagging.median(),
                                             'SD of AbsErrors' :
abs err bagging.std(),
                                             'IQR of AbsErrors':
iqr(abs err bagging),
                                             'Min of AbsErrors':
abs err bagging.min(),
                                             'Max of AbsErrors':
abs_err_bagging.max()}, index = ['Bagging Reg']),
                               ignore index = False)
```

model\_comp

|                      |                      |                        |                    |                     |                     | Out[149]:           |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
| LM_Model             | 19.381964            | 3.233003               | 36.098449          | NaN                 | 0.653329            | 92.259561           |
| Decision Tree<br>Reg | 34.042328            | 10.611111              | 45.406786          | NaN                 | 5.857143            | 120.888889          |
| Random<br>Forest Reg | 23.730333            | 15.363000              | 28.692436          | NaN                 | 2.216000            | 79.850000           |
| Bagging Reg          | 23.970167            | 15.419000              | 28.936767          | NaN                 | 1.950000            | 80.326000           |

## **Model 5: GB Regression**

In [150]:

Out[1/0]

from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor

In [151]: **#Sample Boosted Model (Not Tuned)** boosting reg = GradientBoostingRegressor(learning rate = 0.1, #learning rate n estimators = 1000, #the total number of trees to fit subsample = 0.5, #the fraction of samples to be used, #if .< 1, Stochastic GB max depth = 4,#the maximum depth of each tree



```
min samples leaf = 5, #the minimum
number of observations in the leaf nodes of the trees
                                         random state = 1234)
boosting res = boosting reg.fit(X train.iloc[:, 1:], y train)
```

#### Model 5: Prediction on Test Dataset

```
In [152]:
pred_boosting = boosting_res.predict(X_test.iloc[:, 1:])
pred boosting
                                                                      Out[152]:
array([165.85777549, 24.54202643, 100.5328119, 77.56271312,
        24.54202643, 165.85777549, 121.41086408])
                                                                      In [153]:
#Absolute error
abs_err_boosting = abs(y_test - pred_boosting)
                                                                      In [154]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model comp = model comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs_err_boosting.mean(),
                                              'Median of AbsErrors' :
abs err boosting.median(),
                                              'SD of AbsErrors' :
abs err boosting.std(),
                                              'IQR of AbsErrors':
iqr(abs_err_boosting),
                                              'Min of AbsErrors':
abs err boosting.min(),
                                              'Max of AbsErrors':
abs err boosting.max()}, index = ['GB Reg']),
                               ignore index = False)
model comp
```

|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of AbsErrors |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|------------------|
| LM_Model             | 19.381964            | 3.233003               | 36.098449          | NaN                 | 0.653329            | 92.259561        |
| Decision Tree<br>Reg | 34.042328            | 10.611111              | 45.406786          | NaN                 | 5.857143            | 120.888889       |
| Random<br>Forest Reg | 23.730333            | 15.363000              | 28.692436          | NaN                 | 2.216000            | 79.850000        |

Out[15/1]



|             | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
|-------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Bagging Reg | 23.970167            | 15.419000              | 28.936767          | NaN                 | 1.950000            | 80.326000           |
| GB Reg      | 27.258630            | 14.523555              | 34.922127          | NaN                 | 4.457974            | 96.142225           |

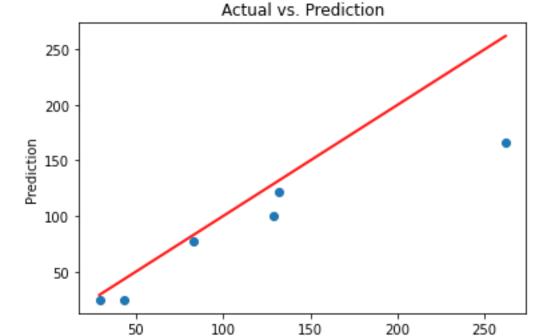
In [155]:

```
#Actual vs. Prediction
plt.scatter(x = y_test, y = pred_boosting)
plt.xlabel('Actual')
plt.ylabel('Prediction')
plt.title('Actual vs. Prediction')

#Add 45 degree line
xp = np.linspace(y_test.min(), y_test.max(), 100)
plt.plot(xp, xp, alpha = 0.9, linewidth = 2, color = 'red')
```

Out[155]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2aa7ad231f0>]



# **Model 6: XGBoost Regression**

In [156]:

from xgboost import XGBRegressor

In [157]:

xgb\_reg = XGBRegressor(n\_estimators = 1000,



Actual



```
max depth = 4,
                                                   #the maximum depth of
each tree
                      learning_rate = 0.01,
                                                   #learning rate
                                                   #the fraction of
                      subsample = 0.9,
samples to be used when constructing each tree
                      colsample_bytree = 0.3,
                                                  #subsample ratio of
columns when constructing each tree
                      reg alpha = 0.1,
                                                   #L1 (Lasso)
regularization term
                      reg_lambda = 0.1,
                                                   #L2 (Ridge)
regularization term
                      n jobs = -1,
                                                  #-1 means using all
processors.
                      random state = 1234)
xgb res = xgb reg.fit(X train.iloc[:, 1:], y train)
                                                                     In [73]:
pred xgb = xgb res.predict(X test.iloc[:, 1:])
pred xgb
                                                                    Out[73]:
191.91835 , 33.002453], dtype=float32)
                                                                    In [158]:
#Absolute error
abs err xgb = abs(y test - pred xgb)
                                                                    In [159]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model comp = model comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs err xgb.mean(),
                                            'Median of AbsErrors' :
abs err xgb.median(),
                                            'SD of AbsErrors' :
abs_err_xgb.std(),
                                            'IQR of AbsErrors':
iqr(abs err xgb),
                                            'Min of AbsErrors':
abs err xgb.min(),
                                            'Max of AbsErrors':
abs err xgb.max()}, index = ['XGB Reg']),
                              ignore index = False)
model comp
                                                                   Out[159]:
               Mean of
                         Median of
                                      SD of
                                                IOR of
                                                          Min of
                                                                     Max of
              AbsErrors
                         AbsErrors
                                   AbsErrors
                                              AbsErrors
                                                        AbsErrors
                                                                   AbsErrors
```



36.098449

NaN

0.653329

92.259561

3.233003

LM\_Model

19.381964

|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Decision Tree<br>Reg | 34.042328            | 10.611111              | 45.406786          | NaN                 | 5.857143            | 120.888889          |
| Random<br>Forest Reg | 23.730333            | 15.363000              | 28.692436          | NaN                 | 2.216000            | 79.850000           |
| Bagging Reg          | 23.970167            | 15.419000              | 28.936767          | NaN                 | 1.950000            | 80.326000           |
| GB Reg               | 27.258630            | 14.523555              | 34.922127          | NaN                 | 4.457974            | 96.142225           |
| XGB Reg              | 77.246396            | 84.539598              | 30.609823          | NaN                 | 27.850232           | 106.948328          |

In [160]:

```
#Actual vs. Prediction
plt.scatter(x = y_test, y = pred_xgb)
plt.xlabel('Actual')
plt.ylabel('Prediction')
plt.title('Actual vs. Prediction')

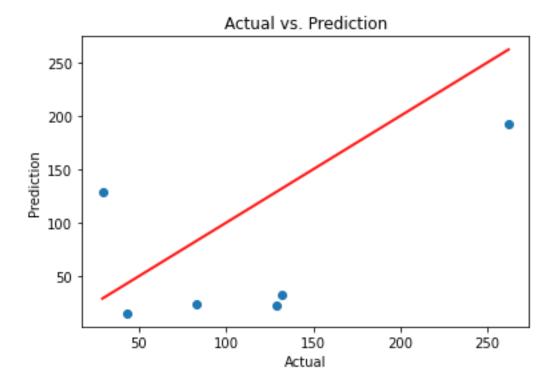
#Add 45 degree line
xp = np.linspace(y_test.min(), y_test.max(), 100)
plt.plot(xp, xp, alpha = 0.9, linewidth = 2, color = 'red')
```

Out[160]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2aa7dda6520>]







پیوست شماره ۲ پیش بینی میزان تولید ایران در سال ۲۰۲۲

# **Regression Methods in Python**

# By Peyman Falsafi

import numpy as np
import matplotlib.pyplot as plt
import pandas as pd
import seaborn as sns
import statsmodels.api as sm

In [3]:

## **Read Data from File**

data1 = pd.read\_csv('peyman.csv')
data1.head()

In [4]:

In [5]:

Out[5]:





|  | Time                                    | Values   |                            |                                  |      |
|--|---|--|----------------------------|----------------------------------|------|
| 0  | 1378                                    | 86.0   |                            |                                  |      |
| 1  | 1379                                    | 121.0  |                            |                                  |      |
| 2  | 1380                                    | 103.0  |                            |                                  |      |
| 3  | 1381                                    | 188.0  |                            |                                  |      |
| 4  | 1382                                    | 161.0  |                            |                                  |      |
|  | 4 1                                     |  |                            | In [                             | [6]: |
| data   | a1.sh                                   | ape  |                            | Out[                             | [6]: |
| (23  | , 2)                                    |  |                            | In [                             | 71:  |
| <classian cont<="" control="" th=""><th>geInd<br/>a col<br/>Col<br/><br/>Tim<br/>Val</th><th>pandas.<br/>ex: 23<br/>umns (t<br/>umn No<br/><br/>e 23<br/>ues 22</th><th>non-null</th><th>to 22 mns):  Dtype int64 float64</th><th></th></classian> | geInd<br>a col<br>Col<br><br>Tim<br>Val | pandas.<br>ex: 23<br>umns (t<br>umn No<br><br>e 23<br>ues 22 | non-null                   | to 22 mns):  Dtype int64 float64 |      |
|  |   |  | (1), int64(1<br>96.0 bytes | In [                             | Ω1.  |
| data   | al.is                                   | na().su  | ım ()                      |                                  |      |
| Time<br>Val  |   | 0<br>1   |                            | Out[                             | [8]: |
|  |   | scribe(  |                            | In [                             | [9]: |
| uat  | ar.ue                                   | scribe (   | ,                          | Out[                             | [9]: |
|  |   | Time   | Values                     |                                  |      |
| cou  | nt                                      | 23.00000   | 22.000000                  |                                  |      |
| mea  | <b>an</b> 13                            | 89.00000   | 136.181818                 |                                  |      |
| s  | td                                      | 6.78233  | 40.013850                  |                                  |      |

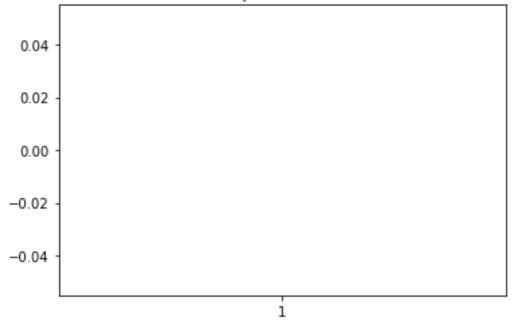




```
Time
                      Values
                   45.000000
       1378.00000
  min
  25%
        1383.50000
                   115.000000
  50%
        1389.00000
                   133.500000
  75%
        1394.50000
                  161.750000
       1400.00000 207.000000
  max
                                                                                    In [11]:
#Box plot
plt.boxplot(data1['Values'], showmeans = True)
plt.title('Boxplot of Values')
                                                                                   Out[11]:
```

Text(0.5, 1.0, 'Boxplot of Values')

### Boxplot of Values



In [12]:

#Correlation Analysis
corr\_table = round(data1.corr(method = 'pearson'), 2)
corr table

Out[12]:





**Time** 1.00 0.03

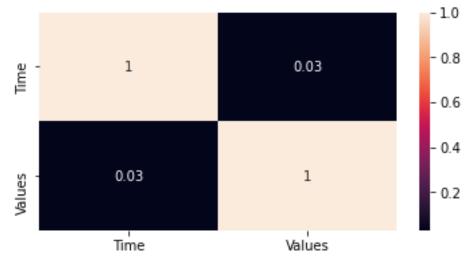
**Values** 0.03 1.00

plt.figure(figsize = (6, 3))
sns.heatmap(corr\_table, annot = True)

Out[13]:

In [13]:

<AxesSubplot:>



# **Data Preparation**

## **Divide Dataset into Train and Test**

In [14]:
from sklearn.model\_selection import train\_test\_split

train, test = train\_test\_split(data1, test\_size = 0.3, random\_state =
123456)

In [15]:
train.shape

Out[15]:

In [16]:
train.describe()

Out[16]:





|                 | Time        | Values     |
|-----------------|-------------|------------|
| count           | 16.000000   | 16.000000  |
| mean            | 1388.500000 | 144.875000 |
| std             | 6.860515    | 34.009557  |
| min             | 1378.000000 | 86.000000  |
| 25%             | 1383.500000 | 120.250000 |
| 50%             | 1388.500000 | 140.000000 |
| 75%             | 1394.250000 | 162.500000 |
| max             | 1399.000000 | 207.000000 |
| test.s          | shape       |            |
| (7, 2)          | 1           |            |
| test.describe() |             |            |
|                 | Time        | Values     |
| count           | 7.000000    | 6.0000     |
| mean            | 1390.142857 | 113.0000   |
| std             | 6.986381    | 48.6621    |
| min             | 1381.000000 | 45.0000    |
| 25%             | 1385.000000 | 87.0000    |
|                 |             |            |



**50%** 1391.000000 120.0000



Time Values

**75%** 1394.500000 126.7500

max 1400.000000 188.0000

In [19]:

test

13

train

1391

127.0

Out[19]:

|    | Time | Values |
|----|------|--------|
| 22 | 1400 | NaN    |
| 3  | 1381 | 188.0  |
| 14 | 1392 | 126.0  |
| 9  | 1387 | 78.0   |
| 5  | 1383 | 114.0  |
| 19 | 1397 | 45.0   |
|    |      |        |

In [20]:

Out[20]:

Time Values
6 1384 160.0
2 1380 103.0
12 1390 112.0

206.0



21

1399

|    | Time | Values |
|----|------|--------|
| 8  | 1386 | 207.0  |
| 4  | 1382 | 161.0  |
| 7  | 1385 | 171.0  |
| 0  | 1378 | 86.0   |
| 16 | 1394 | 140.0  |
| 20 | 1398 | 140.0  |
| 15 | 1393 | 164.0  |
| 11 | 1389 | 162.0  |
| 17 | 1395 | 118.0  |
| 18 | 1396 | 137.0  |
| 10 | 1388 | 130.0  |
| 1  | 1379 | 121.0  |

# **Building Prediction Model**

## **Model 1: Linear Regression**

```
In [21]:
#Define the feature set X
X_ = train.drop(['Values'], axis = 1)
X_train = pd.concat([X_], axis = 1)
X_train = sm.add_constant(X_train) #adding a constant
#Define response variable
y_train = train['Values']
In [22]:
X_train.head()
```





Out[22]:

|                                 | const                                    | Time              |         |                         |          |          |          |          |          | Out[22]: |
|---------------------------------|--|-------------------|---------|-------------------------|----------|----------|----------|----------|----------|----------|
| 6                               | 1.0                                      | 1384              |         |                         |          |          |          |          |          |          |
| 2                               | 1.0                                      | 1380              |         |                         |          |          |          |          |          |          |
| 12                              | 1.0                                      | 1390              |         |                         |          |          |          |          |          |          |
| 21                              | 1.0                                      | 1399              |         |                         |          |          |          |          |          |          |
| 8                               | 1.0                                      | 1386              |         |                         |          |          |          |          |          |          |
| y_tr                            | ain.                                     | nead()            |         |                         |          |          |          |          |          | In [23]: |
| 6<br>2<br>12<br>21<br>8<br>Name | 160<br>103<br>112<br>206<br>207<br>: Val | 3.0<br>2.0<br>5.0 | dtype:  | float64                 |          |          |          |          |          | Out[23]: |
| lm =                            |  | _                 |         | X_train).               | fit()    |          |          |          |          | In [24]: |
| Warn                            | ing:                                     | kurto             | sistest | onda3\lib\<br>conly val | id for m | n > = 20 | . contin | uing any | yway, n= |          |
|                                 | -  |                   |         | oression Result         |          |          |          |          | -        | Out[24]: |

#### **OLS** Regression Results

| Dep. Variable: | Values           | R-squared:          | 0.112   |
|----------------|------------------|---------------------|---------|
| Model:         | OLS              | Adj. R-squared:     | 0.048   |
| Method:        | Least Squares    | F-statistic:        | 1.758   |
| Date:          | Sat, 05 Mar 2022 | Prob (F-statistic): | 0.206   |
| Time:          | 20:53:29         | Log-Likelihood:     | -77.667 |



No. Observations: 16 AIC: 159.3

**Df Residuals:** 14 **BIC:** 160.9

**Df Model:** 1

Covariance Type: nonrobust

 $coef \qquad std \; err \qquad \qquad t \qquad P{>}|t| \qquad \quad \left[0.025 \qquad 0.975\right]$ 

const -2154.2135 1733.979 -1.242 0.235 -5873.228 1564.801

Time 1.6558 1.249 1.326 0.206 -1.023 4.334

Omnibus: 1.249 Durbin-Watson: 1.393

Prob(Omnibus): 0.536 Jarque-Bera (JB): 1.064

**Skew:** 0.482 **Prob(JB):** 0.587

**Kurtosis:** 2.183 **Cond. No.** 2.90e+05

#### Notes:

[1] Standard Errors assume that the covariance matrix of the errors is correctly specified.

[2] The condition number is large, 2.9e+05. This might indicate that there are strong multicollinearity or other numerical problems.

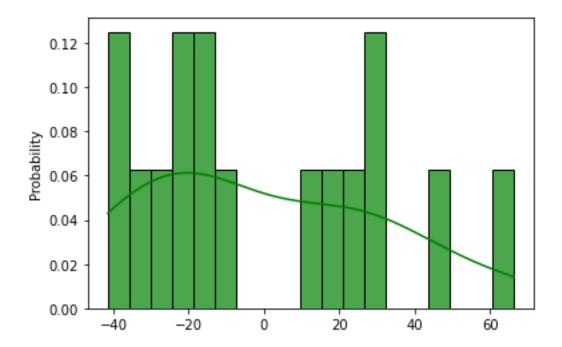
In [25]:



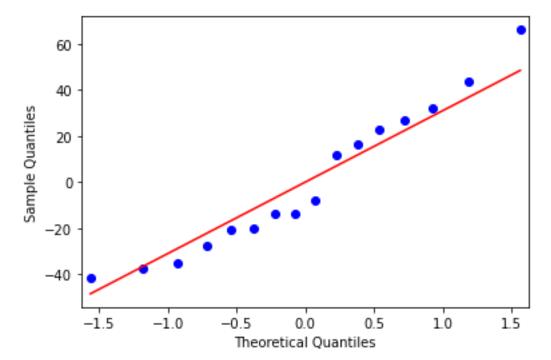
In [26]:

In [27]:





#QQ-plot
qqplot\_lm = sm.qqplot(lm.resid, line = 's')
plt.show()



#Check Cook's distance
sum(lm.get\_influence().summary\_frame().cooks\_d > 1)

Out[27]:

### **Model 1: Prediction on Test dataset**

\*

0

```
In [28]:
\#Define\ the\ feature\ set\ X
X = test.drop(['Values'], axis = 1)
X_{\text{test}} = \text{pd.concat}([X_{\text{j}}], \text{ axis} = 1)
X_test = sm.add_constant(X_test) # adding a constant
#Define response variable
y test = test['Values']
                                                                                 In [29]:
X_test.head()
                                                                                Out[29]:
     const
           Time
 22
      1.0
            1400
  3
            1381
       1.0
 14
       1.0
            1392
       1.0
            1387
  5
       1.0
           1383
                                                                                 In [30]:
y_test.head()
                                                                                Out[30]:
22
         NaN
3
       188.0
14
       126.0
        78.0
       114.0
Name: Values, dtype: float64
                                                                                 In [31]:
pred lm = lm.predict(X test[['const', 'Time']])
                                                                                 In [32]:
pred_lm
                                                                                Out[32]:
22
     163.916785
3
      132.456445
14
      150.670326
      142.391289
5
      135.768059
19
      158.949363
      149.014518
dtype: float64
                                                                                 In [33]:
#Absolute error
```



```
وره ششم
```

```
abs err lm = abs(y test - pred lm)
                                                                       In [34]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model comp = pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
                                                  abs err lm.mean(),
                           'Median of AbsErrors' : abs err lm.median(),
                            'SD of AbsErrors' :
                                                    abs_err_lm.std(),
                            'IQR of AbsErrors':
                                                    iqr(abs_err_lm),
                           'Min of AbsErrors':
                                                    abs err lm.min(),
                           'Max of AbsErrors':
                                                    abs err lm.max()}, index
= ['LM Model'])
model comp
```

Out[34]:

|          | Mean of   | Median of | SD of     | IQR of    | Min of    | Max of     |
|----------|-----------|-----------|-----------|-----------|-----------|------------|
|          | AbsErrors | AbsErrors | AbsErrors | AbsErrors | AbsErrors | AbsErrors  |
| LM_Model | 50.389518 | 40.106941 | 36.18915  | NaN       | 21.768059 | 113.949363 |

### **Model 2: Decision Tree**

```
In [35]:
```

```
from sklearn.tree import DecisionTreeRegressor
                                                                                                                                                                                                                                                             In [36]:
reg tree = DecisionTreeRegressor(max depth = 4, min samples leaf = 5,
ccp alpha = 0.01)
                                                                                                                                                                                                                                                             In [37]:
tree_res = reg_tree.fit(X_train[['Time']], y_train)
                                                                                                                                                                                                                                                             In [38]:
#Plot the Tree
from sklearn.tree import plot_tree
fig = plt.figure(figsize = (15, 10))
plot tree(tree res, feature names = ['Time'])
                                                                                                                                                                                                                                                          Out[38]:
[Text(334.8, 453.0, 'Time <= 1384.5 \nmse = 1084.359 \nsamples = 16 \nvalue = 1884.5 \nmse = 1084.359 \nsamples = 16 \nvalue = 1884.5 \nmse 144.875'),
   Text(167.4, 271.8, 'mse = 906.96\nsamples = 5\nvalue = 126.2'),
   Text(502.2000000000005, 271.8, 'Time <= 1393.5 \nmse = 934.413 \nsamples =
11 \cdot nvalue = 153.364'),
  Text(334.8, 90.5999999999997, 'mse = 920.222\nsamples = 6\nvalue = 157.66
7'),
```





Time <= 1384.5 mse = 1084.359 samples = 16 value = 144.875

mse = 906.96 samples = 5 value = 126.2 Time <= 1393.5 mse = 934.413 samples = 11 value = 153.364

mse = 920.222 samples = 6 value = 157.667 mse = 902.56 samples = 5 value = 148.2

In [136]:

```
#To save the figure to the .png file:
fig.savefig('decistion tree.png')
                                                                                                                                                                                                                                               In [39]:
#The Best Decision Tree Model
reg_tree = DecisionTreeRegressor(max_depth = 5, min samples leaf = 5,
ccp alpha = 0.01)
tree_res = reg_tree.fit(X_train[['Time']], y_train)
#Plot the Tree
from sklearn.tree import plot tree
fig = plt.figure(figsize = (15, 10))
plot tree(tree res, feature names = X train.iloc[:, 1:].columns)
                                                                                                                                                                                                                                            Out[39]:
[Text(334.8, 453.0, 'Time <= 1384.5 \nmse = 1084.359 \nsamples = 16 \nvalue = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsamples = 1084.359 \nsa
144.875'),
  Text(167.4, 271.8, 'mse = 906.96\nsamples = 5\nvalue = 126.2'),
  Text(502.2000000000005, 271.8, 'Time <= 1393.5 \nmse = 934.413 \nsamples =
11\nvalue = 153.364'),
  Text(334.8, 90.5999999999997, 'mse = 920.222\nsamples = 6\nvalue = 157.66
```





Time <= 1384.5 mse = 1084.359 samples = 16 value = 144.875

mse = 906.96 samples = 5 value = 126.2 Time <= 1393.5 mse = 934.413 samples = 11 value = 153.364

mse = 920.222 samples = 6 value = 157.667 mse = 902.56 samples = 5 value = 148.2

```
In [40]:
pred tree = tree res.predict(X test.iloc[:, 1:])
pred_tree
                                                                        Out[40]:
array([148.2
                   , 126.2
                                  , 157.66666667, 157.66666667,
       126.2
                    , 148.2
                                  , 157.66666667])
                                                                        In [41]:
#Absolute error
abs_err_tree = abs(y_test - pred_tree)
                                                                         In [42]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model_comp = model_comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs err tree.mean(),
                                              'Median of AbsErrors' :
abs_err_tree.median(),
                                              'SD of AbsErrors' :
abs_err_tree.std(),
                                              'IQR of AbsErrors':
iqr(abs_err_tree),
                                              'Min of AbsErrors':
abs err tree.min(),
                                               'Max of AbsErrors':
abs_err_tree.max()}, index = ['Decision Tree Reg']),
                               ignore index = False)
model_comp
```



|  |  | Out[42]: |
|--|--|----------|

|                      |                      |                        |                    |                     |                     | Out[42].            |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
| LM_Model             | 50.389518            | 40.106941              | 36.18915           | NaN                 | 21.768059           | 113.949363          |
| Decision Tree<br>Reg | 53.200000            | 46.733333              | 34.42929           | NaN                 | 12.200000           | 103.200000          |

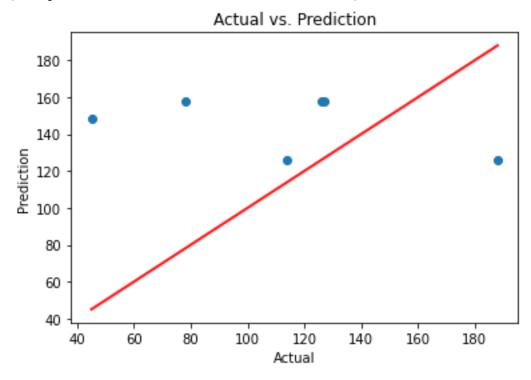
In [43]:

```
#Actual vs. Prediction
plt.scatter(x = y_test, y = pred_tree)
plt.xlabel('Actual')
plt.ylabel('Prediction')
plt.title('Actual vs. Prediction')

#Add 45 degree line
xp = np.linspace(y_test.min(), y_test.max(), 100)
plt.plot(xp, xp, alpha = 0.9, linewidth = 2, color = 'red')
```

Out[43]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2095d2a0a90>]



**Model 3: Random Forest** 

In [44]:

from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
#Random Forest



```
rf_reg = RandomForestRegressor(max_features =1, random_state = 123,
n_estimators = 500)
rf_res = rf_reg.fit(X_train.iloc[:, 1:], y_train)
```

#### Model 3: Prediction on Test Dataset

```
In [45]:
pred_rf = rf_res.predict(X_test.iloc[:, 1:])
pred rf
                                                                        Out[45]:
array([181.636, 117.06 , 149.924, 182.328, 159.932, 138.534, 128.912])
                                                                        In [46]:
#Absolute error
abs err rf = abs(y test - pred rf)
                                                                        In [47]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model comp = model comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs err rf.mean(),
                                              'Median of AbsErrors' :
abs_err_rf.median(),
                                              'SD of AbsErrors' :
abs err rf.std(),
                                              'IQR of AbsErrors':
iqr(abs err rf),
                                              'Min of AbsErrors':
abs err rf.min(),
                                              'Max of AbsErrors':
abs err rf.max()}, index = ['Random Forest Reg']),
                                ignore index = False)
model comp
```

|                      |                      |                        |                    |                     |                     | Out[47]:            |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
| LM_Model             | 50.389518            | 40.106941              | 36.189150          | NaN                 | 21.768059           | 113.949363          |
| Decision Tree<br>Reg | 53.200000            | 46.733333              | 34.429290          | NaN                 | 12.200000           | 103.200000          |
| Random<br>Forest Reg | 56.761667            | 58.436000              | 40.049633          | NaN                 | 1.912000            | 104.328000          |

```
#Actual vs. Prediction
plt.scatter(x = y_test, y = pred_rf)
plt.xlabel('Actual')
```

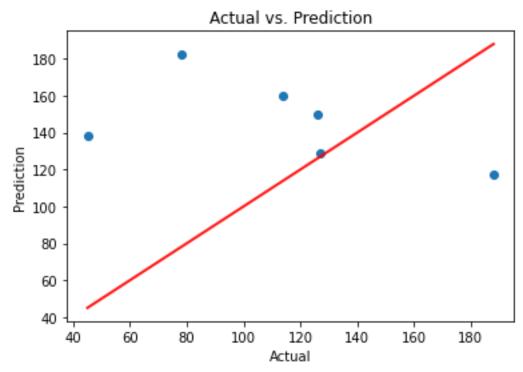


In [48]:

```
plt.ylabel('Prediction')
plt.title('Actual vs. Prediction')
#Add 45 degree line
xp = np.linspace(y_test.min(), y_test.max(), 100)
plt.plot(xp, xp, alpha = 0.9, linewidth = 2, color = 'red')
```

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2095d782fd0>]

Out[48]:



# **Model 4: Bagging**

#### **Model 4: Prediction on Test Dataset**

```
In [49]:
from sklearn.ensemble import RandomForestRegressor
bagging reg = RandomForestRegressor(max features = 1, random state = 123,
n = 1000
bagging_res = bagging_reg.fit(X_train.iloc[:, 1:], y_train)
pred bagging = bagging res.predict(X test.iloc[:, 1:])
pred bagging
                                                                      Out[49]:
array([180.717, 117.957, 150.306, 183.802, 160.017, 138.189, 129.506])
                                                                       In [51]:
#Absolute error
abs_err_bagging = abs(y_test - pred_bagging)
                                                                       In [52]:
```





```
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model comp = model comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs_err_bagging.mean(),
                                              'Median of AbsErrors' :
abs_err_bagging.median(),
                                             'SD of AbsErrors' :
abs err bagging.std(),
                                              'IQR of AbsErrors':
iqr(abs err bagging),
                                             'Min of AbsErrors':
abs err bagging.min(),
                                             'Max of AbsErrors':
abs_err_bagging.max()}, index = ['Bagging Reg']),
                               ignore index = False)
model_comp
```

|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| LM_Model             | 50.389518            | 40.106941              | 36.189150          | NaN                 | 21.768059           | 113.949363          |
| Decision Tree<br>Reg | 53.200000            | 46.733333              | 34.429290          | NaN                 | 12.200000           | 103.200000          |
| Random<br>Forest Reg | 56.761667            | 58.436000              | 40.049633          | NaN                 | 1.912000            | 104.328000          |
| Bagging Reg          | 56.977167            | 58.030000              | 40.051256          | NaN                 | 2.506000            | 105.802000          |

# **Model 5: GB Regression**

In [53]:

Out[52]:

from sklearn.ensemble import GradientBoostingRegressor

In [54]: **#Sample Boosted Model (Not Tuned)** boosting reg = GradientBoostingRegressor(learning rate = 0.1, #learning rate n estimators = 1000, #the total number of trees to fit subsample = 0.5, #the fraction of samples to be used, #if .< 1, Stochastic GB max depth = 4,#the maximum depth of each tree



```
min samples leaf = 5, #the minimum
number of observations in the leaf nodes of the trees
                                         random state = 1234)
boosting res = boosting reg.fit(X train.iloc[:, 1:], y train)
```

#### Model 5: Prediction on Test Dataset

```
In [55]:
pred_boosting = boosting_res.predict(X_test.iloc[:, 1:])
pred boosting
                                                                       Out[55]:
array([142.97454698, 142.97454698, 142.97454698, 142.97454698,
       142.97454698, 142.97454698, 142.97454698])
                                                                        In [56]:
#Absolute error
abs_err_boosting = abs(y_test - pred_boosting)
                                                                        In [57]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model comp = model comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs_err_boosting.mean(),
                                              'Median of AbsErrors' :
abs err boosting.median(),
                                              'SD of AbsErrors' :
abs err boosting.std(),
                                              'IQR of AbsErrors':
iqr(abs_err_boosting),
                                              'Min of AbsErrors':
abs err boosting.min(),
                                              'Max of AbsErrors':
abs err boosting.max()}, index = ['GB Reg']),
                               ignore index = False)
model comp
```

|                      |                      |                        |                    |                     |                     | Out[57]:            |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
| LM_Model             | 50.389518            | 40.106941              | 36.189150          | NaN                 | 21.768059           | 113.949363          |
| Decision Tree<br>Reg | 53.200000            | 46.733333              | 34.429290          | NaN                 | 12.200000           | 103.200000          |
| Random<br>Forest Reg | 56.761667            | 58.436000              | 40.049633          | NaN                 | 1.912000            | 104.328000          |



|             | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
|-------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Bagging Reg | 56.977167            | 58.030000              | 40.051256          | NaN                 | 2.506000            | 105.802000          |
| GB Reg      | 44.983031            | 37.000000              | 31.906119          | NaN                 | 15.974547           | 97.974547           |

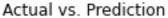
In [58]:

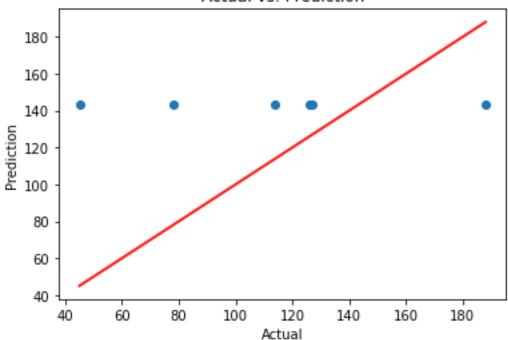
```
#Actual vs. Prediction
plt.scatter(x = y_test, y = pred_boosting)
plt.xlabel('Actual')
plt.ylabel('Prediction')
plt.title('Actual vs. Prediction')

#Add 45 degree line
xp = np.linspace(y_test.min(), y_test.max(), 100)
plt.plot(xp, xp, alpha = 0.9, linewidth = 2, color = 'red')
```

Out[58]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2095e97c3d0>]





# **Model 6: XGBoost Regression**

In [59]:

from xgboost import XGBRegressor

In [60]:

xgb\_reg = XGBRegressor(n\_estimators = 1000,





```
max depth = 4,
                                                       #the maximum depth of
each tree
                        learning_rate = 0.01,
                                                      #learning rate
                                                      #the fraction of
                        subsample = 0.9,
samples to be used when constructing each tree
                        colsample_bytree = 0.3,
                                                      #subsample ratio of
columns when constructing each tree
                        reg alpha = 0.1,
                                                      #L1 (Lasso)
regularization term
                       reg lambda = 0.1,
                                                      #L2 (Ridge)
regularization term
                        n jobs = -1,
                                                      #-1 means using all
processors.
                        random state = 1234)
xgb res = xgb reg.fit(X train.iloc[:, 1:], y train)
                                                                         In [61]:
pred xgb = xgb res.predict(X test.iloc[:, 1:])
pred xgb
                                                                        Out[61]:
array([205.57455, 155.65187, 163.17897, 131.36751, 160.17886, 137.53267,
       113.11845], dtype=float32)
                                                                         In [64]:
#Absolute error
abs err xgb = abs(y test - pred xgb)
                                                                         In [65]:
#Absolute error mean, median, sd, IQR, max, min
from scipy.stats import iqr
model comp = model comp.append(pd.DataFrame({'Mean of AbsErrors':
abs err xgb.mean(),
                                               'Median of AbsErrors' :
abs err xgb.median(),
                                               'SD of AbsErrors':
abs_err_xgb.std(),
                                               'IQR of AbsErrors':
iqr(abs err xgb),
                                               'Min of AbsErrors':
abs err xgb.min(),
                                               'Max of AbsErrors':
abs err xgb.max()}, index = ['XGB Reg']),
                                ignore index = False)
model comp
                                                                        Out[65]:
                Mean of
                           Median of
                                        SD of
                                                   IOR of
                                                              Min of
                                                                         Max of
               AbsErrors
                           AbsErrors
                                     AbsErrors
                                                AbsErrors
                                                           AbsErrors
                                                                       AbsErrors
```



36.189150

21.768059

NaN

113.949363

40.106941

LM\_Model

50.389518

|                      | Mean of<br>AbsErrors | Median of<br>AbsErrors | SD of<br>AbsErrors | IQR of<br>AbsErrors | Min of<br>AbsErrors | Max of<br>AbsErrors |
|----------------------|----------------------|------------------------|--------------------|---------------------|---------------------|---------------------|
| Decision Tree<br>Reg | 53.200000            | 46.733333              | 34.429290          | NaN                 | 12.200000           | 103.200000          |
| Random<br>Forest Reg | 56.761667            | 58.436000              | 40.049633          | NaN                 | 1.912000            | 104.328000          |
| Bagging Reg          | 56.977167            | 58.030000              | 40.051256          | NaN                 | 2.506000            | 105.802000          |
| GB Reg               | 44.983031            | 37.000000              | 31.906119          | NaN                 | 15.974547           | 97.974547           |
| XGB Reg              | 45.914616            | 41.678917              | 26.515416          | NaN                 | 13.881554           | 92.532669           |

In [63]:

```
#Actual vs. Prediction
plt.scatter(x = y_test, y = pred_xgb)
plt.xlabel('Actual')
plt.ylabel('Prediction')
plt.title('Actual vs. Prediction')

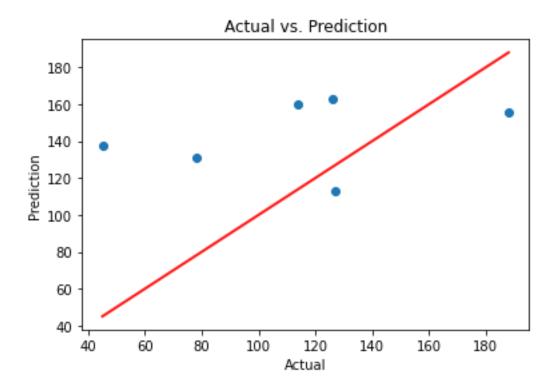
#Add 45 degree line
xp = np.linspace(y_test.min(), y_test.max(), 100)
plt.plot(xp, xp, alpha = 0.9, linewidth = 2, color = 'red')
```

Out[63]:

[<matplotlib.lines.Line2D at 0x2095ebdf070>]







In [ ]:

