데이터 전처리 과정에서 결측치 처리는 왜 해야 할까요??

- 데이터의 결측은 모델 학습과정에서 문제를 일으킬 수 있습니다. (결측치를 고려하여 예측을 하는 모델도 있습니다.)
- 이를 해결하기 위해 여러 방법으로 결측치 처리를 해줘야 합니다.
- 결측치 처리 방법으로 크게 제거(Deletion)와 대치(Imputation)가 있습니다.
- 소스: https://leehah0908.tistory.com/5 (https://leehah0908.tistory.com/5)

In [20]:

```
import pandas as pd
import numpy as np
df = pd.read_csv("./data/student_data.csv")
df = df[[ 'famrel', 'freetime', 'goout', 'Dalc', 'Walc', 'health', 'absences']]
df.head()
```

Out[20]:

| | famrel | freetime | goout | Dalc | Walc | health | absences |
|---|--------|----------|-------|------|------|--------|----------|
| 0 | 4.0 | 3.0 | 4.0 | 1.0 | 1.0 | 3.0 | 6.0 |
| 1 | 5.0 | 3.0 | 3.0 | 1.0 | 1.0 | 3.0 | 4.0 |
| 2 | 4.0 | 3.0 | 2.0 | 2.0 | 3.0 | 3.0 | 10.0 |
| 3 | 3.0 | 2.0 | 2.0 | 1.0 | 1.0 | 5.0 | 2.0 |
| 4 | 4.0 | 3.0 | 2.0 | 1.0 | 2.0 | 5.0 | 4.0 |

In [21]:

```
df.isna().sum()
```

Out[21]:

```
famrel 1 freetime 2 goout 3 Dalc 4 Walc 2 health 4 absences 3 dtype: int64
```

In [22]:

df[df.isna().any(axis=1)]

Out[22]:

| | famrel | freetime | goout | Dalc | Walc | health | absences |
|-----|--------|----------|-------|------|------|--------|----------|
| 9 | 5.0 | 5.0 | NaN | 1.0 | 1.0 | 5.0 | 0.0 |
| 14 | NaN | 5.0 | 2.0 | 1.0 | 1.0 | 3.0 | 0.0 |
| 15 | 4.0 | 4.0 | 4.0 | 1.0 | 2.0 | 2.0 | NaN |
| 25 | 1.0 | 2.0 | 2.0 | 1.0 | NaN | 5.0 | 14.0 |
| 39 | 4.0 | 3.0 | 1.0 | 1.0 | 1.0 | NaN | 8.0 |
| 40 | 3.0 | 3.0 | NaN | 1.0 | 2.0 | 3.0 | 25.0 |
| 49 | 4.0 | 4.0 | 4.0 | 1.0 | 1.0 | NaN | 2.0 |
| 61 | 5.0 | 5.0 | 5.0 | NaN | 5.0 | 5.0 | 6.0 |
| 71 | 3.0 | 3.0 | 3.0 | NaN | 1.0 | 3.0 | 0.0 |
| 82 | 4.0 | 4.0 | 4.0 | 1.0 | 1.0 | 5.0 | NaN |
| 89 | 4.0 | 1.0 | 3.0 | NaN | 5.0 | 5.0 | 18.0 |
| 98 | 5.0 | 3.0 | 4.0 | 1.0 | 2.0 | NaN | 6.0 |
| 111 | 4.0 | NaN | 2.0 | NaN | 1.0 | 2.0 | 0.0 |
| 123 | 3.0 | 4.0 | 4.0 | 1.0 | NaN | 5.0 | 18.0 |
| 124 | 5.0 | NaN | 4.0 | 1.0 | 1.0 | 5.0 | 0.0 |
| 142 | 4.0 | 2.0 | 2.0 | 1.0 | 1.0 | NaN | 2.0 |
| 201 | 4.0 | 4.0 | NaN | 1.0 | 3.0 | 4.0 | 6.0 |
| 225 | 5.0 | 3.0 | 3.0 | 1.0 | 1.0 | 4.0 | NaN |

In [23]:

df.describe()

Out[23]:

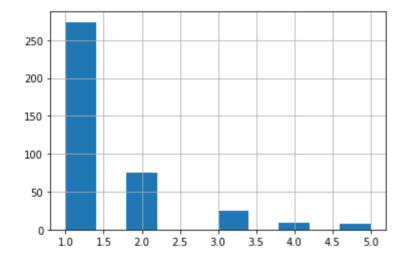
| | famrel | freetime | goout | Dalc | Walc | health | absences |
|-------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| count | 394.000000 | 393.000000 | 392.000000 | 391.000000 | 393.000000 | 391.000000 | 392.000000 |
| mean | 3.944162 | 3.239186 | 3.114796 | 1.470588 | 2.284987 | 3.562660 | 5.676020 |
| std | 0.897794 | 0.994265 | 1.112397 | 0.873266 | 1.287778 | 1.386949 | 8.013393 |
| min | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 0.000000 |
| 25% | 4.000000 | 3.000000 | 2.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 3.000000 | 0.000000 |
| 50% | 4.000000 | 3.000000 | 3.000000 | 1.000000 | 2.000000 | 4.000000 | 4.000000 |
| 75% | 5.000000 | 4.000000 | 4.000000 | 2.000000 | 3.000000 | 5.000000 | 8.000000 |
| max | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 75.000000 |

In [34]:

df['Dalc'].hist()

Out[34]:

<AxesSubplot:>



평균을 이용한 대치

- 평균은 중심에 대한 경향성을 알 수 있는 척도입니다.
- 하지만 평균은 모든 관측치의 값을 모두 반영하므로 이상치의 영향을 많이 받기 때문에 주의하여 사용해야 합니다.
- 평균을 이용하기 때문에 수치형 변수만 이 방식을 사용할 수 있습니다.

In [35]:

```
from sklearn.impute import SimpleImputer

# 평균으로 Imputer 선언
imputer_mean = SimpleImputer(strategy='mean')
imputer_mean.fit(df)

# 데이터 변환 (array로 반환하기 때문에 필요에 맞는 형태로 변환 후 사용)
df_tmp = imputer_mean.transform(df)
df_tmp = pd.DataFrame(df_tmp, index = df.index, columns = df.columns)
```

In [36]:

```
df_tmp.isna().sum()
```

Out[36]:

famrel 0
freetime 0
goout 0
Dalc 0
Walc 0
health 0
absences 0
dtype: int64

In [37]:

```
df_tmp.describe()
```

Out[37]:

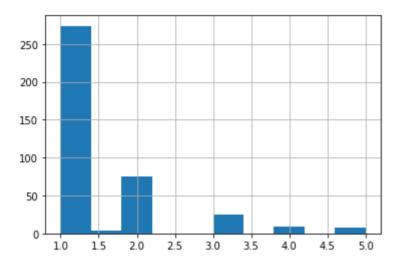
| | famrel | freetime | goout | Dalc | Walc | health | absences |
|-------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| count | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 |
| mean | 3.944162 | 3.239186 | 3.114796 | 1.470588 | 2.284987 | 3.562660 | 5.676020 |
| std | 0.896654 | 0.991738 | 1.108154 | 0.868822 | 1.284505 | 1.379891 | 7.982827 |
| min | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 0.000000 |
| 25% | 4.000000 | 3.000000 | 2.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 3.000000 | 0.000000 |
| 50% | 4.000000 | 3.000000 | 3.000000 | 1.000000 | 2.000000 | 4.000000 | 4.000000 |
| 75% | 5.000000 | 4.000000 | 4.000000 | 2.000000 | 3.000000 | 5.000000 | 8.000000 |
| max | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 75.000000 |

In [38]:

```
df_tmp['Dalc'].hist()
```

Out[38]:

<AxesSubplot:>



중간값을 이용한 대치

- 중간값은 데이터의 정중앙에 위치한 관측값을 말합니다.
- 데이터 샘플의 수가 짝수일 때는 중간에 위치한 두 값의 평균을 사용합니다.
- 중간값은 모든 관측치의 값을 모두 반영하지 않으므로 이상치의 영향을 덜 받습니다.
- 중간값을 이용한 이 방식 또한 수치형 변수에만 사용할 수 있습니다.

In [39]:

```
from sklearn.impute import SimpleImputer

# 중간값으로 Imputer 선언
imputer_mid = SimpleImputer(strategy='median')
imputer_mid.fit(df)

# 데이터 변환 (array로 반환하기 때문에 필요에 맞는 형태로 변환 후 사용)

df_tmp = imputer_mid.transform(df)

df_tmp = pd.DataFrame(df_tmp, index = df.index, columns = df.columns)
```

In [40]:

```
df_tmp.isna().sum()
```

Out[40]:

famrel 0 freetime 0 goout 0 Dalc 0 Walc 0 health 0 absences 0 dtype: int64

In [41]:

df_tmp.describe()

Out[41]:

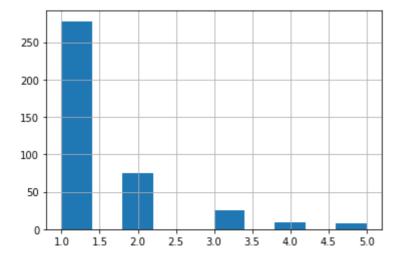
| | famrel | freetime | goout | Dalc | Walc | health | absences |
|-------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| count | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 |
| mean | 3.944304 | 3.237975 | 3.113924 | 1.465823 | 2.283544 | 3.567089 | 5.663291 |
| std | 0.896659 | 0.991884 | 1.108199 | 0.870102 | 1.284665 | 1.380587 | 7.984156 |
| min | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 0.000000 |
| 25% | 4.000000 | 3.000000 | 2.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 3.000000 | 0.000000 |
| 50% | 4.000000 | 3.000000 | 3.000000 | 1.000000 | 2.000000 | 4.000000 | 4.000000 |
| 75% | 5.000000 | 4.000000 | 4.000000 | 2.000000 | 3.000000 | 5.000000 | 8.000000 |
| max | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 75.000000 |

In [42]:

```
df_tmp['Dalc'].hist()
```

Out[42]:

<AxesSubplot:>



최빈값을 이용한 대치

- 최빈값은 범주 내에서 가장 자주 등장한 관측값을 말합니다.
- 최빈값을 이용한 이 방식은 빈도수를 사용하기 때문에 범주형 변수에만 사용할 수 있습니다.

In [43]:

```
from sklearn.impute import SimpleImputer

# 최빈값으로 Imputer 선언
imputer_mode = SimpleImputer(strategy='most_frequent')
imputer_mid.fit(df)

# 데이터 변환 (array로 반환하기 때문에 필요에 맞는 형태로 변환 후 사용)
df_tmp = imputer_mid.transform(df)
df_tmp = pd.DataFrame(df_tmp, index = df.index, columns = df.columns)
```

In [44]:

```
df_tmp.isna().sum()
```

Out[44]:

famrel 0 freetime 0 goout 0 Dalc 0 Walc 0 health 0 absences 0 dtype: int64

In [45]:

```
df_tmp.describe()
```

Out[45]:

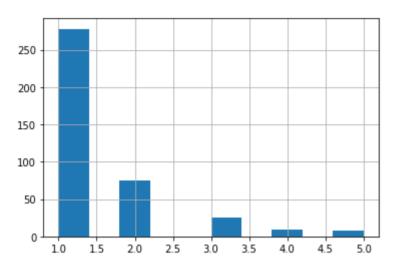
| | famrel | freetime | goout | Dalc | Walc | health | absences |
|-------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| count | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 |
| mean | 3.944304 | 3.237975 | 3.113924 | 1.465823 | 2.283544 | 3.567089 | 5.663291 |
| std | 0.896659 | 0.991884 | 1.108199 | 0.870102 | 1.284665 | 1.380587 | 7.984156 |
| min | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 0.000000 |
| 25% | 4.000000 | 3.000000 | 2.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 3.000000 | 0.000000 |
| 50% | 4.000000 | 3.000000 | 3.000000 | 1.000000 | 2.000000 | 4.000000 | 4.000000 |
| 75% | 5.000000 | 4.000000 | 4.000000 | 2.000000 | 3.000000 | 5.000000 | 8.000000 |
| max | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 75.000000 |

In [46]:

```
df_tmp['Dalc'].hist()
```

Out[46]:

<AxesSubplot:>



KNN을 이용한 대치

• 최근접 이웃 알고리즘을 통해, 수치형 데이터에 한해 결측치가 있는 변수를 대체 할 수 있다.

In [53]:

```
from sklearn.impute import KNNImputer

# 최민값으로 Imputer 선언
imputer_mode = KNNImputer()
imputer_mid.fit(df)

# 데이터 변환 (array로 반환하기 때문에 필요에 맞는 형태로 변환 후 사용)
df_tmp = imputer_mid.transform(df)
df_tmp = pd.DataFrame(df_tmp, index = df.index, columns = df.columns)
```

In [54]:

```
df_tmp.isna().sum()
```

Out[54]:

| famrel | 0 |
|--------------|---|
| freetime | 0 |
| goout | 0 |
| Dalc | 0 |
| Walc | 0 |
| health | 0 |
| absences | 0 |
| dtype: int64 | |

In [55]:

df_tmp.describe()

Out[55]:

| | famrel | freetime | goout | Dalc | Walc | health | absences |
|-------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|------------|
| count | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 | 395.000000 |
| mean | 3.944304 | 3.237975 | 3.113924 | 1.465823 | 2.283544 | 3.567089 | 5.663291 |
| std | 0.896659 | 0.991884 | 1.108199 | 0.870102 | 1.284665 | 1.380587 | 7.984156 |
| min | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 0.000000 |
| 25% | 4.000000 | 3.000000 | 2.000000 | 1.000000 | 1.000000 | 3.000000 | 0.000000 |
| 50% | 4.000000 | 3.000000 | 3.000000 | 1.000000 | 2.000000 | 4.000000 | 4.000000 |
| 75% | 5.000000 | 4.000000 | 4.000000 | 2.000000 | 3.000000 | 5.000000 | 8.000000 |
| max | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 5.000000 | 75.000000 |

In [56]:

df_tmp['Dalc'].hist()

Out[56]:

<AxesSubplot:>

