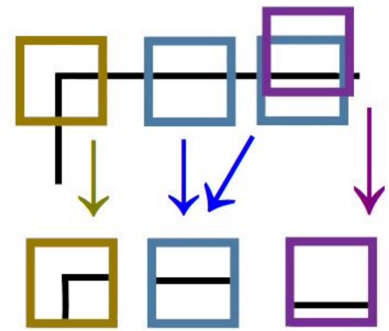
2020年10月26日

Moravec の corner 定義

Moravec は、corner を「周辺と自己相似性が少ない所」と定義した。なぜか？



(a) (b) (c)

四角の移動	説明	枠内部の直線
水色 → 水色	直線に沿って水平方向に平行移動	全く変化がない
水色 → 紫色	直線に対して垂直方向に平行移動	多少見た目が変わる程度。
水色 → 黄土色	直接沿って水平に平行移動	移動前と形状が明らかに異なる

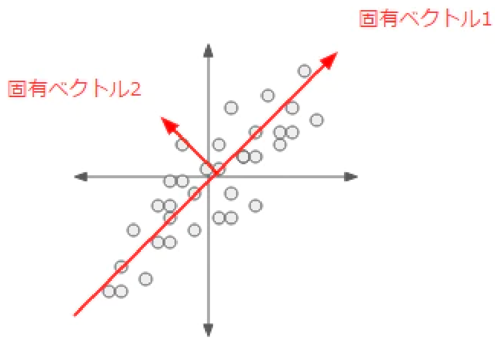
すなわち、コーナーを含む領域は**どの方向の周辺とも似ていない。**

2020年10月26日

Harris Corner Detector

行列の特性を非常に上手く利用した手法で、直観的には主成分分析に近いイメージ。

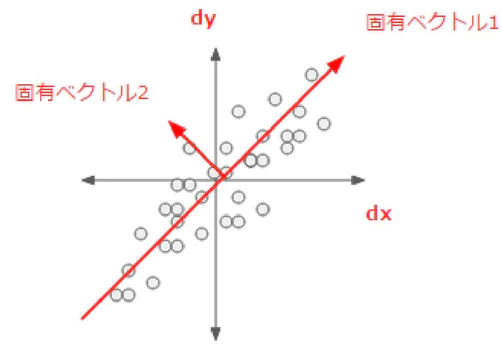
主成分分析



データの広がりを表現する、互いに独立な(=直行する)成分を見つける手法。

固有値が大きいほど、データをよく説明する
(上図ではベクトル1の方が固有値が大きい)

Harris Corner Detection



固有ベクトル
=変化量の方向性を表す
=edgeの向き

固有値が大きい
=変化量をよく説明できる
=(明確な)edgeが存在する
=>複数の、固有値が大きいベクトルがある場合
=>複数のedgeが存在する=corner!

上図は、主成分分析と Harris Corner Detection の特徴を示したものである。
主成分分析では、次の 2 つが重要である。

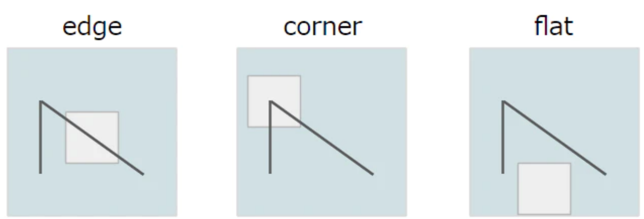
- データの広がる方向をよく説明できる指標を見つける。これは行列の固有ベクトルに相当する。
- 計算の結果得られる固有値は、その指標の説明能力を表す。

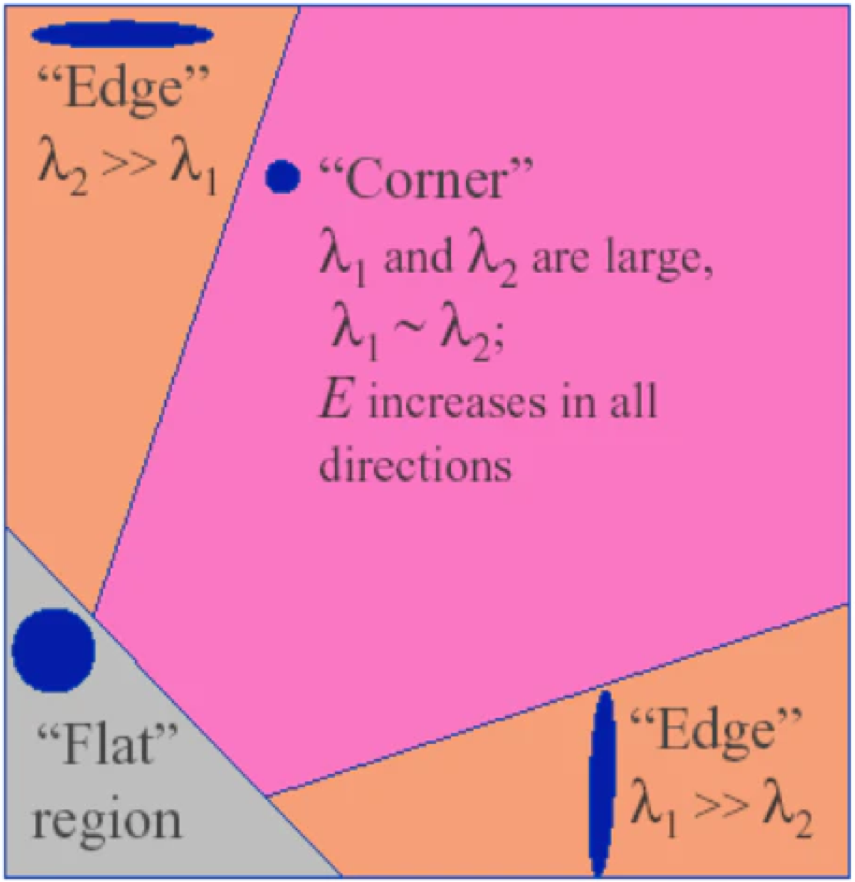
これを Harris に当てはめると、「データ」はある点における水平方向・垂直方向それぞれの変化量をまとめたものになる。そうすると、上記の主成分分析の説明から以下のように類推できる。

- 固有ベクトルは「変化量の広がる方向」、すなわち edge の向きを表している。
- 固有値が大きい場合は、「変化量の説明能力が高い」、すなわち edge の強さを表している。

これにより、まず edge の検出が可能になる。そして、「固有値が大きい複数の固有ベクトル」が存在する場合、それはすなわち複数の edge がある、つまり orner であるということになる。

また、固有値をそれぞれ λ_1, λ_2 とすると、3 種類の特徴点は次のように分類できる。





数式による説明

画像上のある点 (x, y) における画素値 $I(x, y)$ と、x 方向に u、y 方向に v だけ移動した点 $(x+u, y+v)$ における画素値 $I(x+u, y+v)$ との間の変化量を $E(u, v)$ とすると、その値は以下の式で表される。

$$E(u,v) = \sum_{x,y} w(x,y) \left[I(x+u, y+v) - I(x,y) \right]^2$$

ここで、$w(x, y)$ は窓関数と呼ばれる関数であり、画像処理分野ではフィルタのことを指す。
また、Harris Corner Detector では、矩形フィルタやガウシアンフィルタがよく用いられる。詳しくは「10 月 23 日」を参照。

この関数は、変化量 $\left[I(x+u, y+v) - I(x,y) \right]^2$ を、$w(x, y)$ でスムージングして算出する、というイメージ。

$[I(x+u,y+v)-I(x,y)]^2$ の最初の項を、1 階のテイラー展開で近似すると、

$$
\begin{aligned}
&[I(x+u,y+v)-I(x,y)]^2\\
&\simeq [I(x,y)+uI_x+vI_v-I(x,y)]^2\\
&=u^2I_x^2+2uvI_xI_y+v^2I_y^2\\
&=\left[\begin{array}{cc} u & v \end{array}\right]\left[\begin{array}{cc} I_x^2 & I_xI_y \\ I_xI_y & I_y^2 \end{array}\right]\left[\begin{array}{c} u \\ v \end{array}\right]
\end{aligned}
$$

ここまで変換した式を、はじめの $E(x,y)$ の関数に適用し整理すると、

$$
E(u,v)\simeq\left[\begin{array}{cc} u & v \end{array}\right]M\left[\begin{array}{c} u \\ v \end{array}\right]
$$

また、M は

$$
M=\sum_{x,y}w(x,y)\left[\begin{array}{cc} I_x^2 & I_xI_y \\ I_xI_y & I_y^2 \end{array}\right]
$$

I_x, I_y はそれぞれ x 軸および y 軸での画素値の差異で $[I_x, I_y]$ を二乗すると上記の行列部分となる。そして、これこそが「変化量を記述した行列」で、これを特異値分解することで冒頭で述べたような edge, corner の判定が可能になる。

ただ、固有値の計算は結構手間なので、必要ないところではなるべく計算しないようにしたい。そのために利用されるのが、以下の指標 R である。

$$R = \det M - k\left(tranceM\right)^2$$

$$\det M = \lambda_1\lambda_2$$

$$tranceM = \lambda_1 + \lambda_2$$

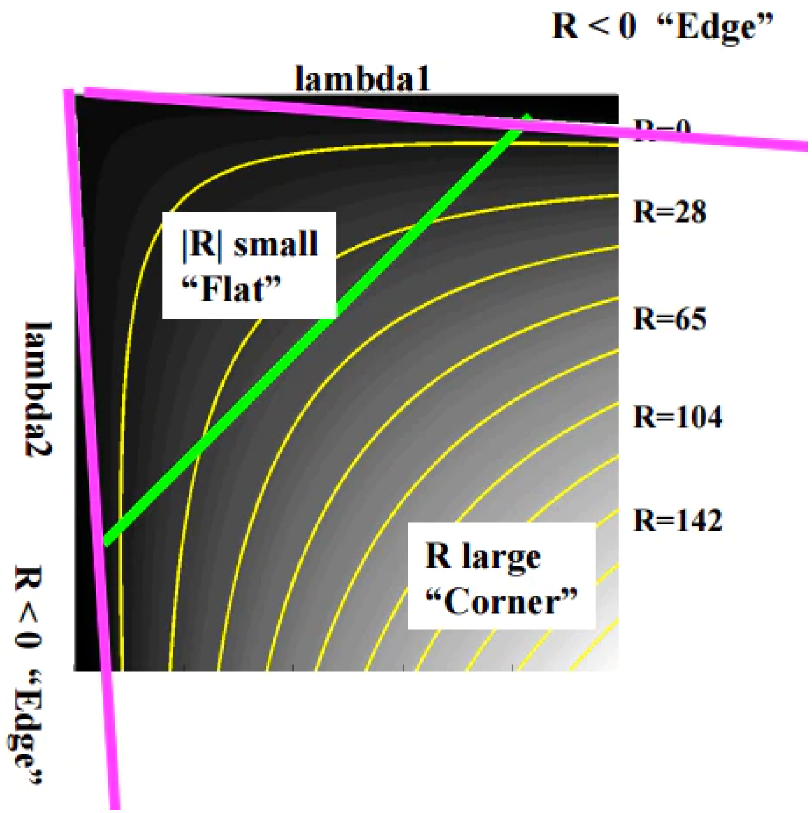
ここで、k は定数でおよそ $0.04 \sim 0.06$ くらい。

R の値によって、特徴点は次のように分類される。

- R が大きい: corner
- R が小さい: flat
- $R < 0$: edge

2020年10月26日

上記の関係を図で表すと次のようになる。



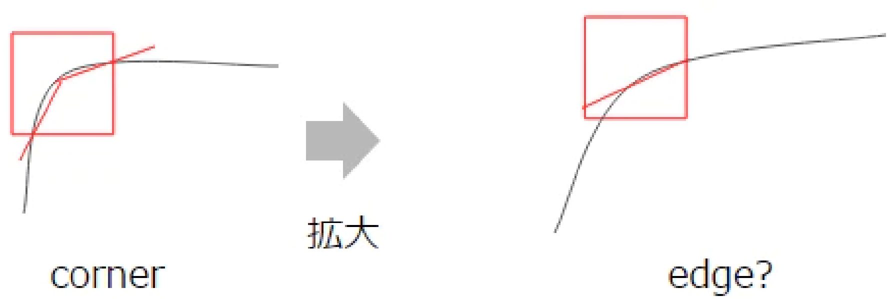
2020年10月26日

まとめ

corner 検出についてまとめる

- **corner** は複数の edge が集まる箇所と定義できる。
- 輝度値の変化量をまとめた**行列の固有ベクトル**から edge の向き、固有値の大きさから変化量の大きさ (edge らしさ) がわかる。
- **2 つの固有値 λ_1, λ_2 を基に**、edge、corner、flat を判定できる。
- 固有値計算は手間であるため、**判定式を利用し簡略化**する。

Harris は edeg の向きである固有ベクトルを考慮するため、**画像の回転に対しては頑健**である。しかし、**スケールの変化(拡大)に対しては頑健ではない**。これは、画像が拡大するにつれて corner が穏やかになり、edge が区別しにくくなるため。



2020年10月26日

Harris のスケールの変化に対する弱点を克服するために編み出された手法が **FAST** である。
この手法は、簡単に説明すると「中心点を基準としてそれより暗い or 明るい点の連なりを認識する方法」。