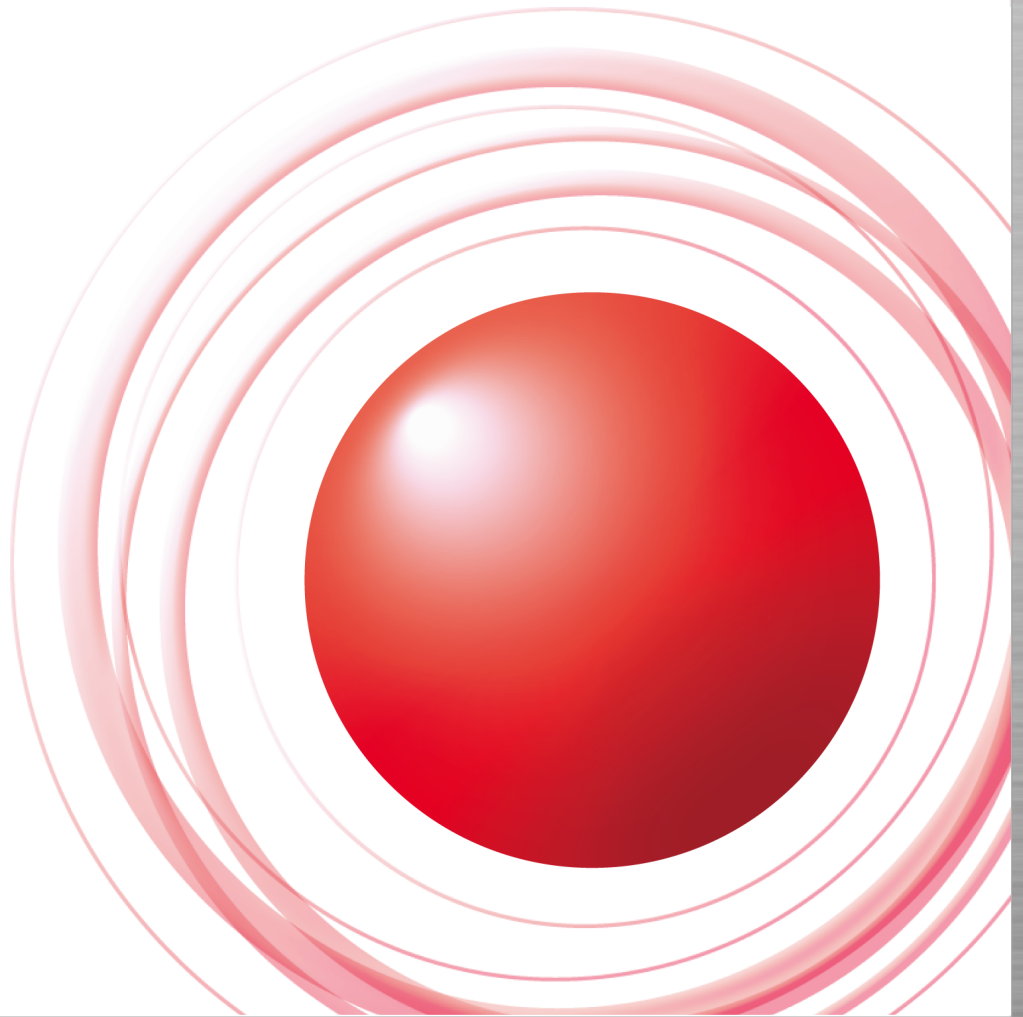


IIJ における異常検知の取り組み



2010/12/13 技術交換会
IIJ アプリケーションサービス部
岩永 義弘

Ongoing Innovation



はじめに

テーマ：「異常」を検知する

IIJ における取組み

- Anode
- リソースの連動性異常検知（鋭意開発中！）

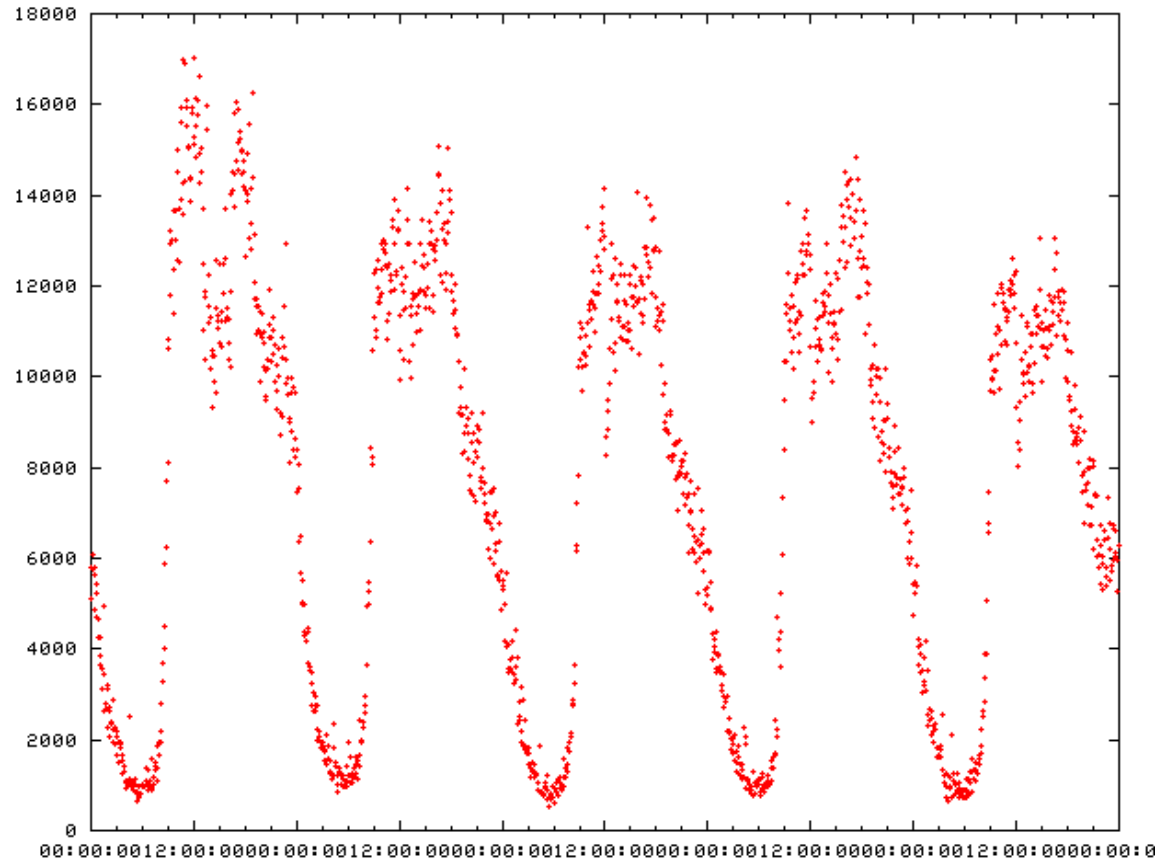
どちらも処理の大枠は同じ

- ① 平常時の振舞いを**学習**
- ② 新しく取ったデータが「**平常時と同じかどうか**」

Anode のコンセプト

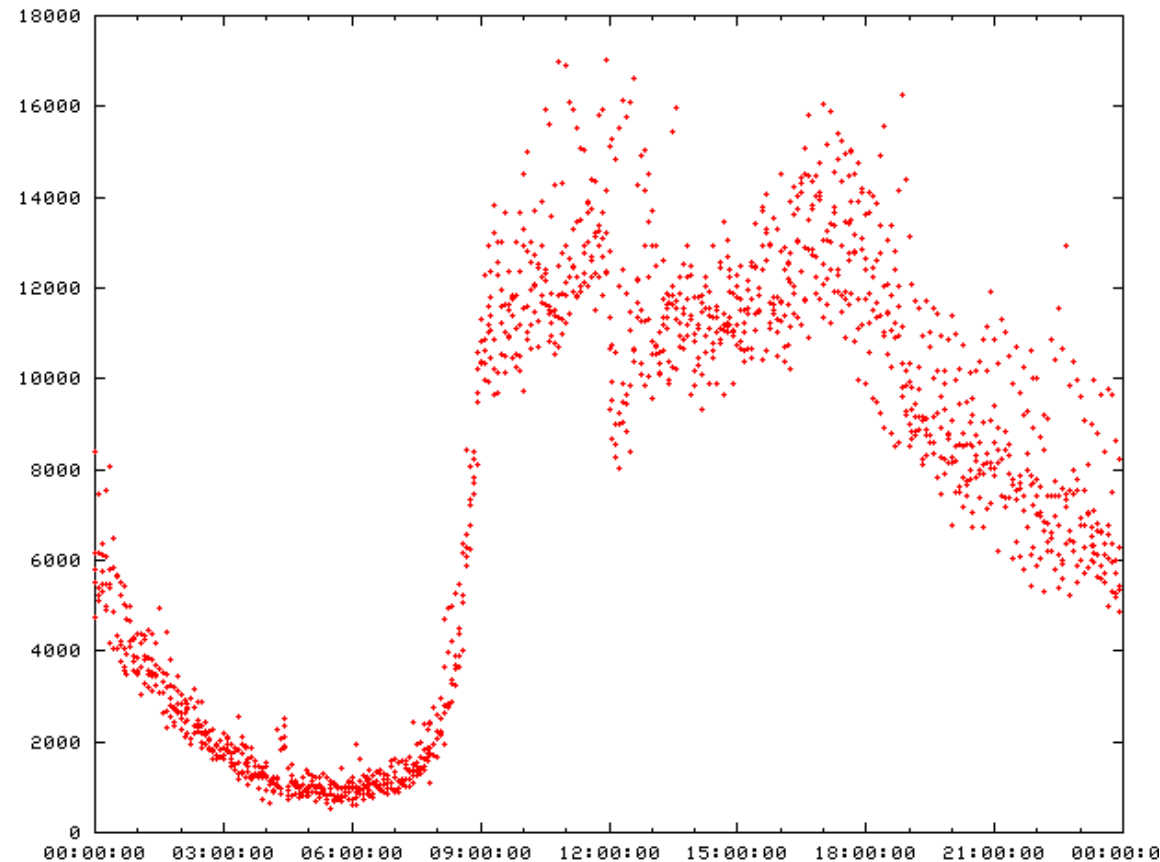
とある顧客の5日間（平日）

FW コネクション数



Anode のコンセプト

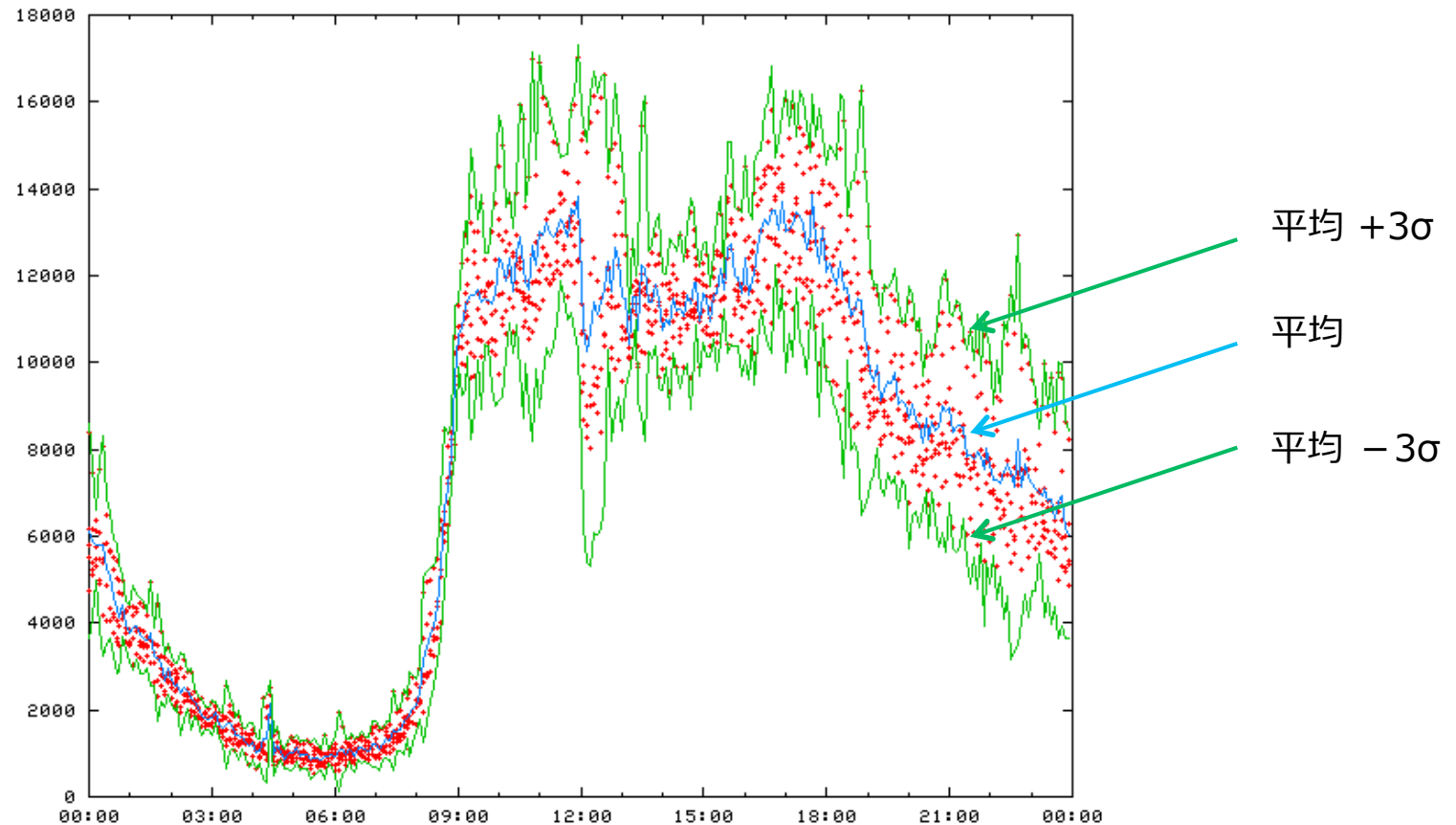
FW コネクション数



24時間で重ねてプロット
>> 同時刻の値はだいたい同じ

Anode のコンセプト

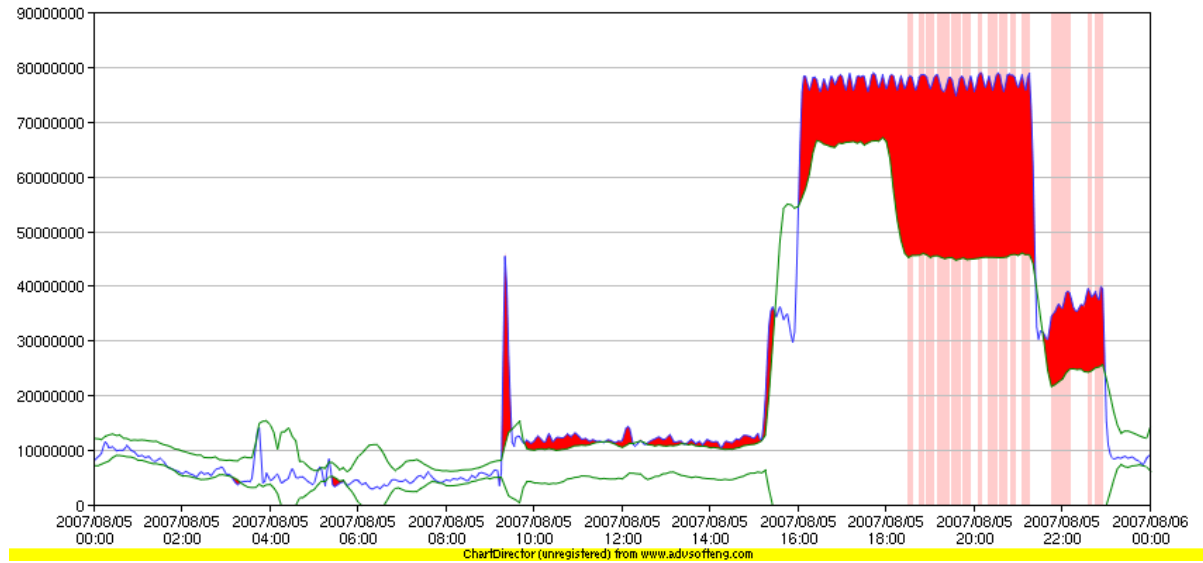
FW コネクション数



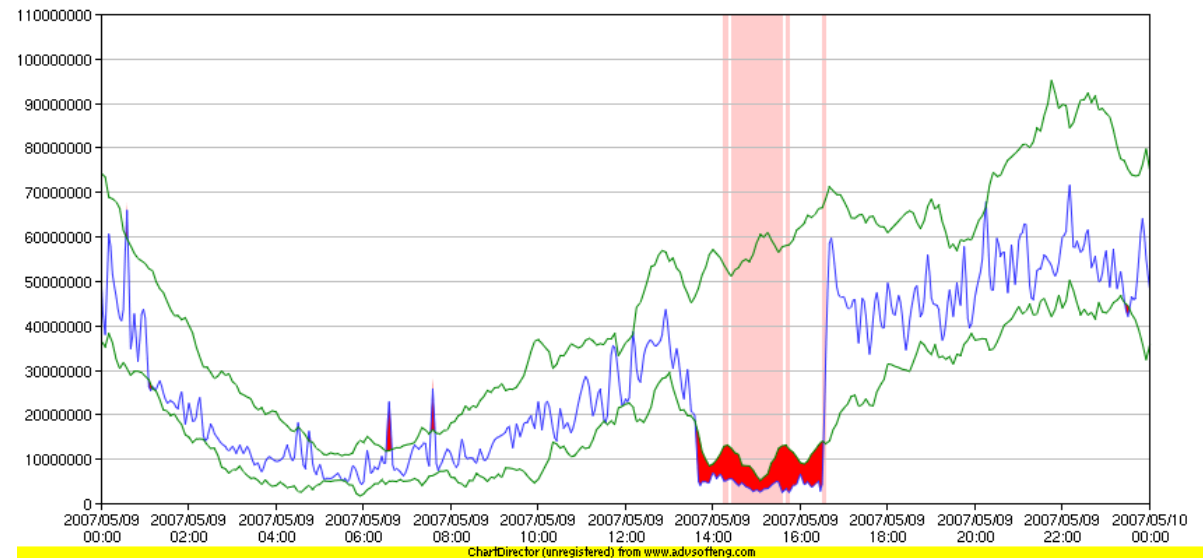
- 99.74%が (平均)±(標準偏差の3倍) の範囲に入る
- 指定した範囲より外側だったら、異常

MFW 検知事例

DoS



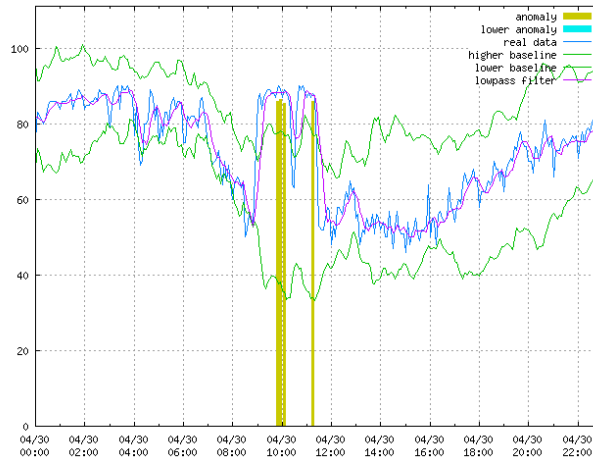
機器障害



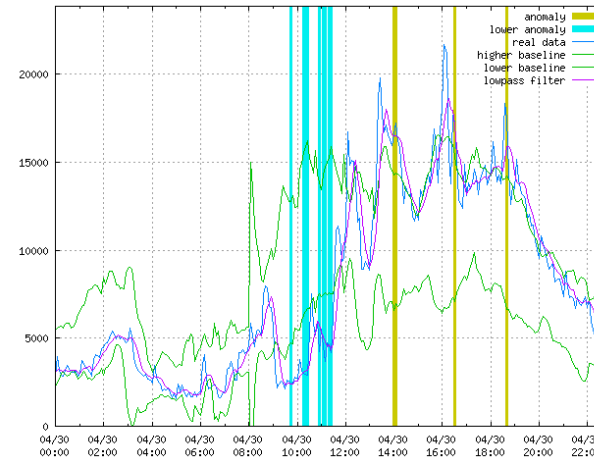
メール 検知事例

誤った SPAM 判定ルールへの適応

SPAM 率

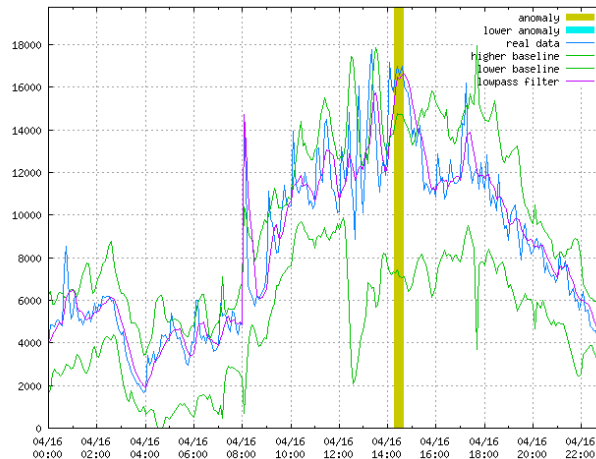


フィルター通過後のメール通数



メールのループ

フィルター通過後のメール通数



Anode まとめ

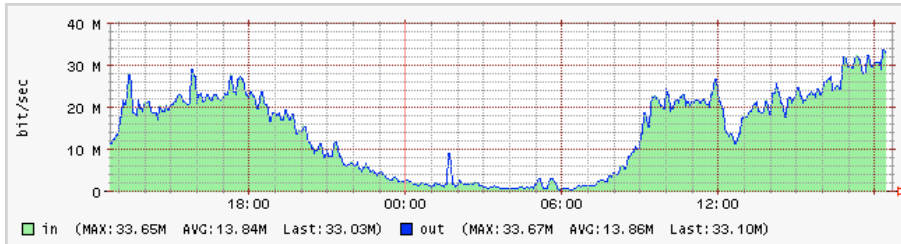
- いつもより多い・少ないを自動で判定
 - 周期性のあるデータに効果を発揮
- 現在実運用されているサービス
 - ファイアウォールサービス
 - メールサービス

相関異常検知のコンセプト

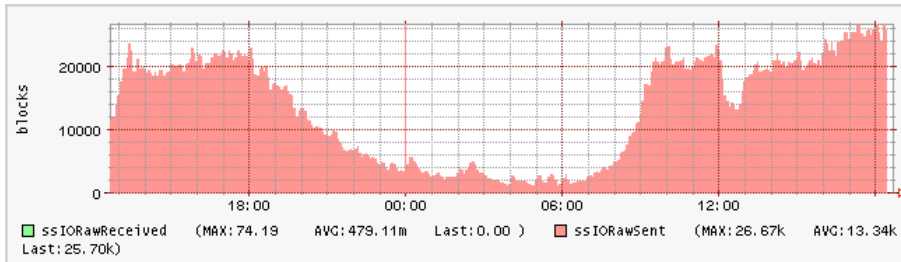
- 連動して機能するリソース同士には相関がある

相関がある状態

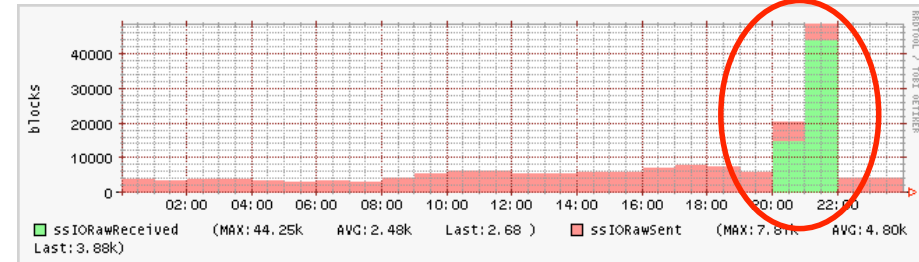
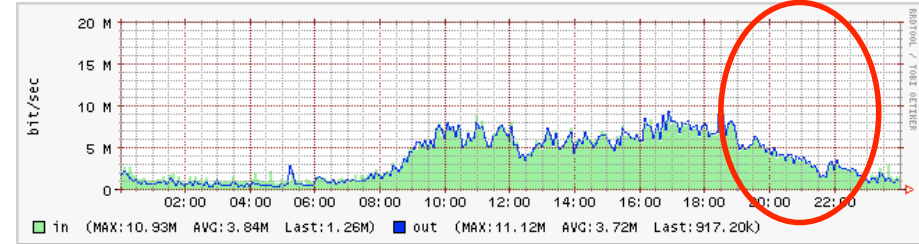
前段ホストのトラフィック



後段ホストのCPU使用率

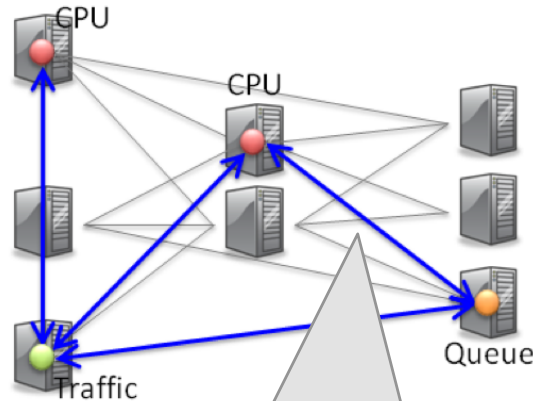


相関が崩れた状態

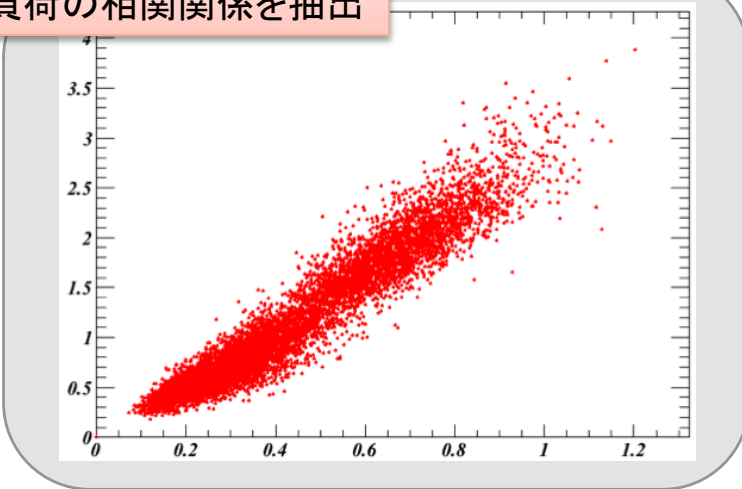


相関異常検知のコンセプト

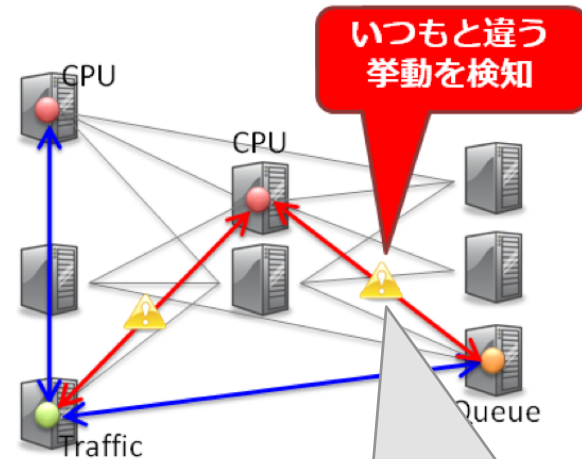
- 負荷の**相関関係**に着目



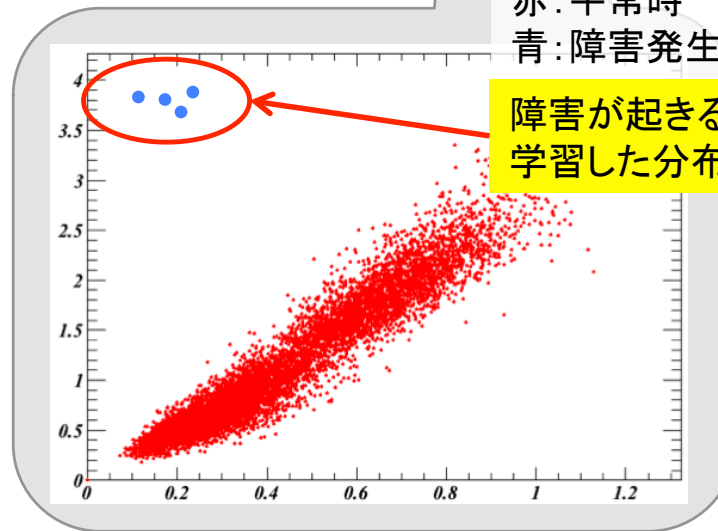
平常時に成立する
負荷の相関関係を抽出



負荷の散布図 ⇒ **線形関係**になっている



赤: 平常時
青: 障害発生時

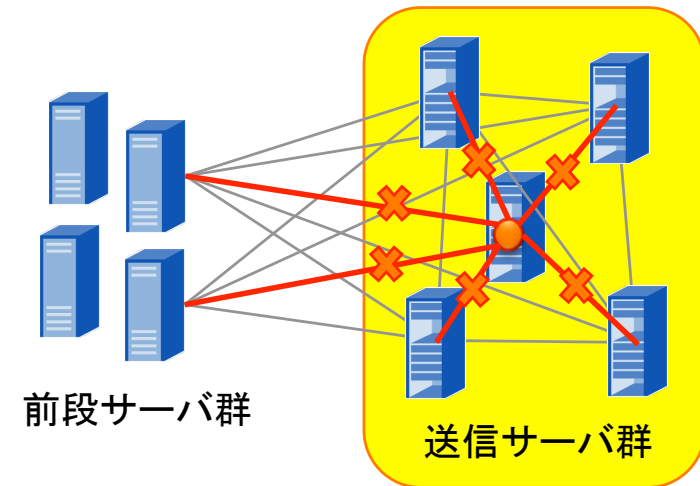
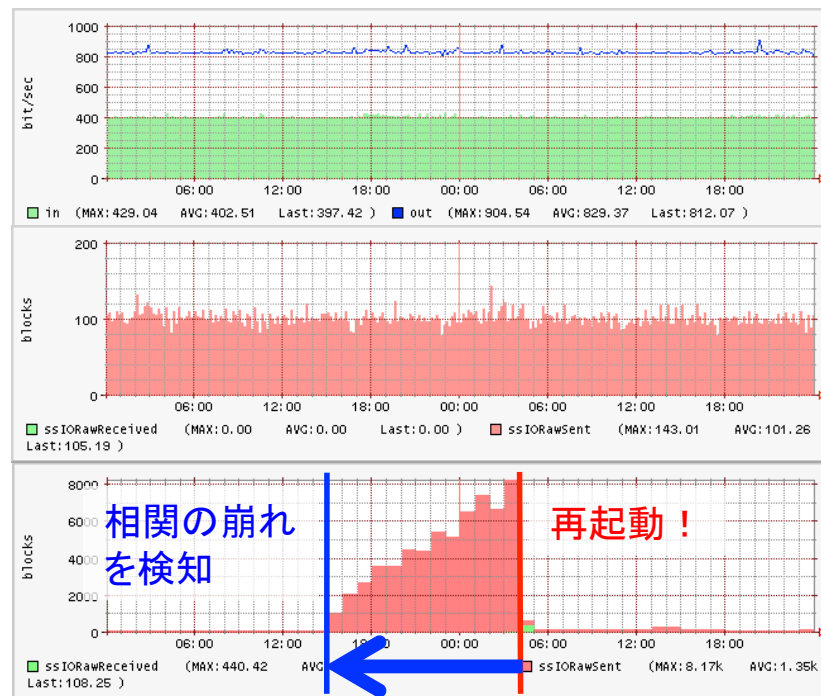


障害が起きると
学習した分布から外れる

問題が発生したホスト名、リソースを知ることができる

障害検出事例(1)

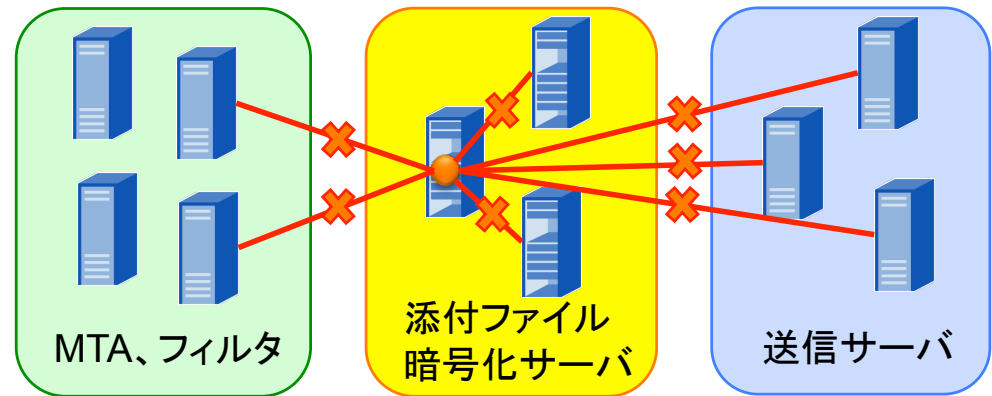
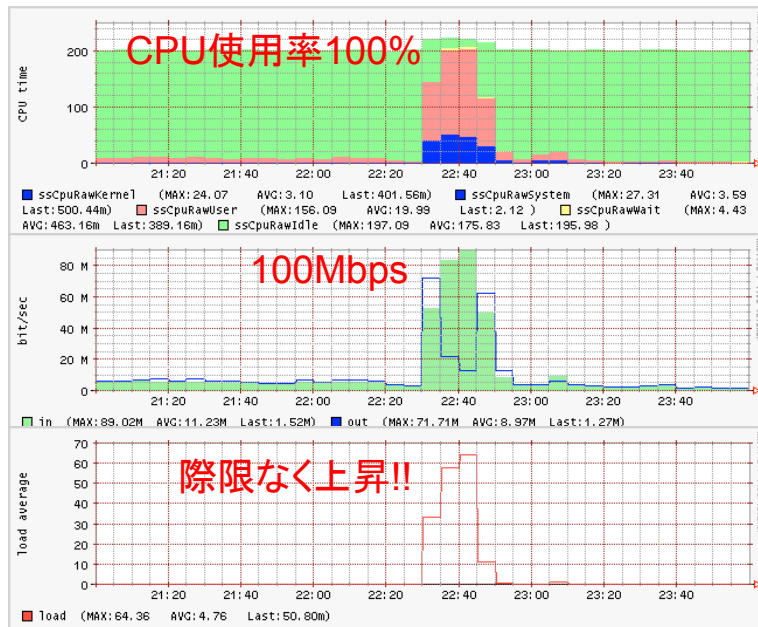
- ホストが再起動を起こしたケース
 - 該当ホストのCPU使用率に相関の崩れが集中



- そのホストのCPU負荷だけが徐々に増加し、相関が崩れた
 - 兆候を事前に検出
 - 予防できるようになる

障害検出事例(2)

- メールサービスの配送遅延障害
 - 暗号化サーバのロードアベレージに相関の異常



- 大サイズファイルが添付されたメールを大量に受信
 - 全体の負荷が上昇し、フル稼働状態
 - 一方、暗号化処理が追いつかずロードアベレージだけが上がり続け相関が崩れた
- サービスレベルの低下を検出
 - 影響を最小限にできていたはず

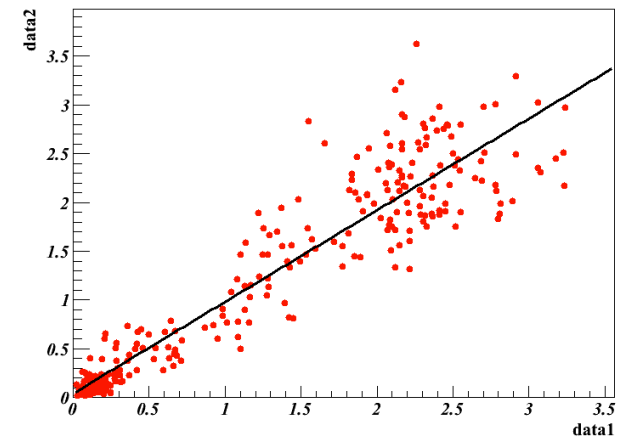
相関異常検知の課題

- 誤検知
 - 「相関が崩れた＝障害発生」とは限らない
- ベイズフィルタによる障害原因推定
 - 学習内容
 - どの役割のホストの、どのリソースか？
 - 障害原因は？
 - 出力
 - 障害原因がAである確率：70%
 - 障害原因がBである確率：25% ⇒ 原因はAと推測
 - 障害原因がCである確率：5%

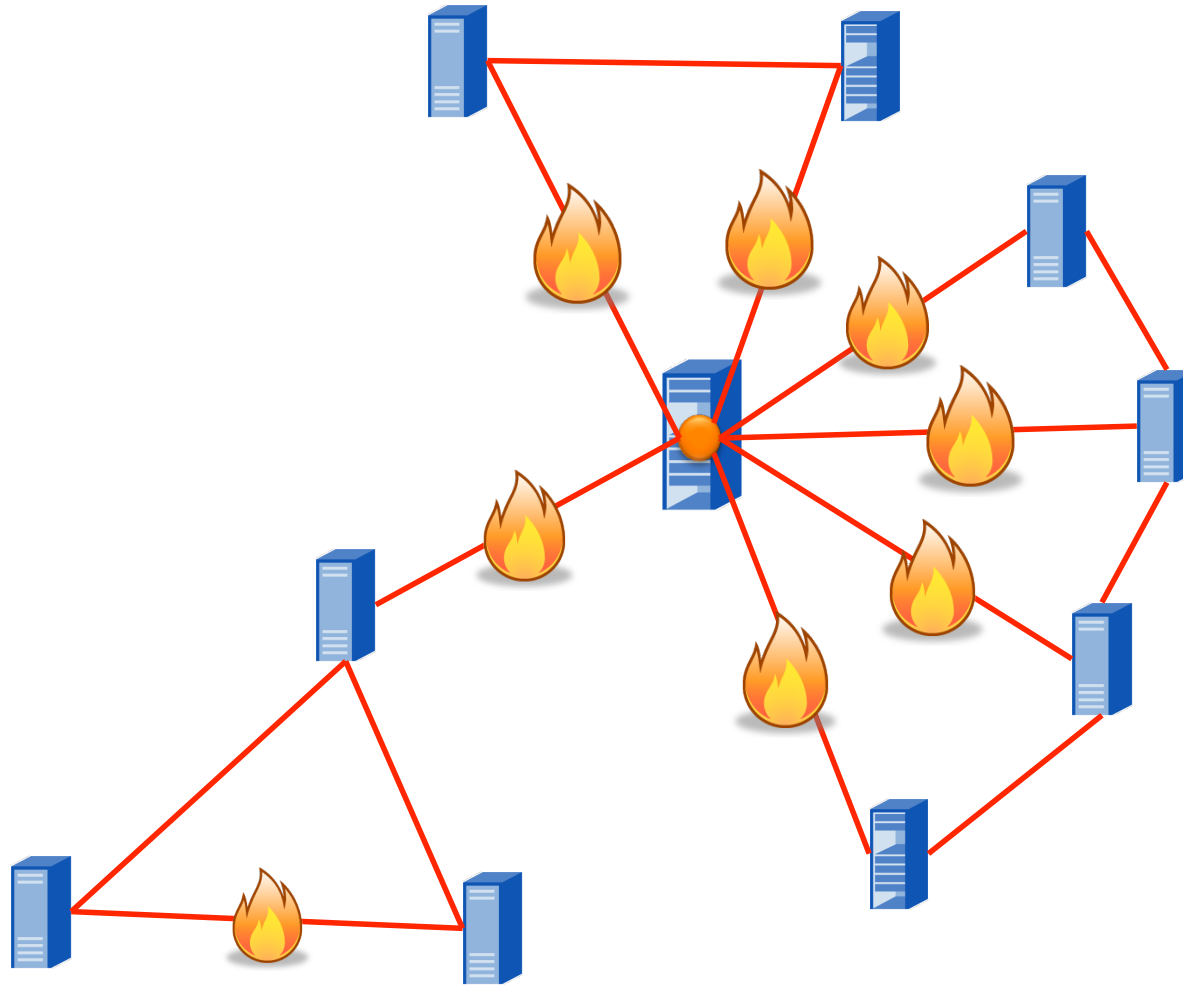
backup slides

モデル化と異常の判定

- 学習対象
 - 全てのリソースの組合わせで相関関係を抽出
 - 相関のあるものだけを選び出し、モデル化
- 検知の方法
 - 学習したモデルから大きく外れていたら異常と判定
 - 通知しないケース
 - 一瞬だけ相関が崩れた場合(スパイク)
 - 相関の崩れた箇所が少ない場合
- 学習期間
 - 2週間
 - 平日と休日を分ける必要は無い

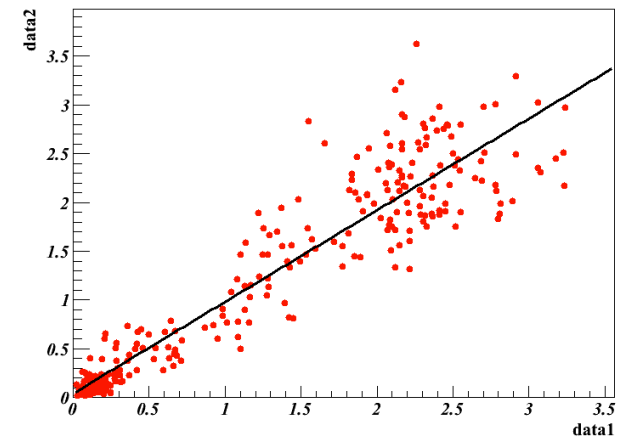


検知しないケース



モデル化と異常の判定

- 学習対象
 - 全てのリソースの組合わせで相関関係を抽出
 - 相関のあるものだけを選び出し、モデル化
- 検知の方法
 - 学習したモデルから大きく外れていたら異常と判定
 - 通知しないケース
 - 一瞬だけ相関が崩れた場合(スパイク)
 - 相関の崩れた箇所が少ない場合
- 学習期間
 - 2週間
 - 平日と休日を分ける必要は無い



今後の取り組み

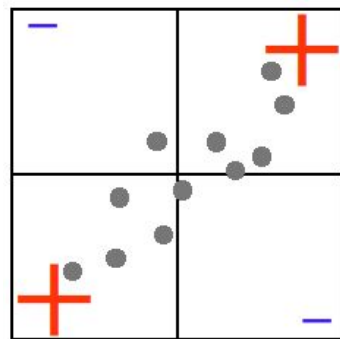
- 障害原因の提示
 - 現段階では相関が崩れた場所を知らせるのみ
 - 障害原因を推測するシステムに
 - 「相関の崩れ方」と「障害原因」をセットで学習
 - パターンマッチによって障害原因を提示
 - 誤検知抑制にも効果が期待できる

検知の仕組み

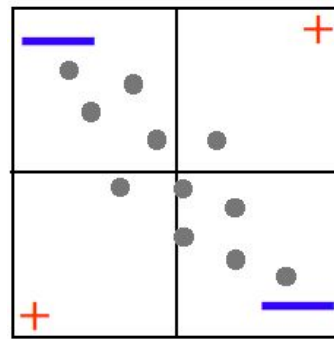
- 相関の有無を判定

- ピアソンの積率相関係数

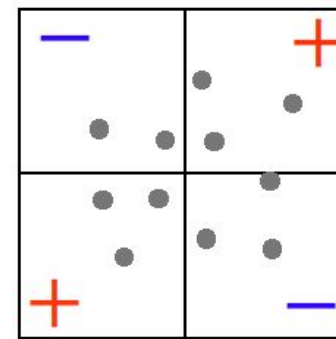
$$r = \frac{\frac{1}{N} \sum_{i=1}^N (x_i - \bar{x})(y_i - \bar{y})}{\sqrt{\sum_{i=1}^m (x_i - \bar{x})^2} \sqrt{\sum_{i=1}^n (y_i - \bar{y})^2}}$$



正の相関



負の相関



相関ゼロ=無相関

一般に、 $|r| > 0.8$ のときに強い相関を持つ

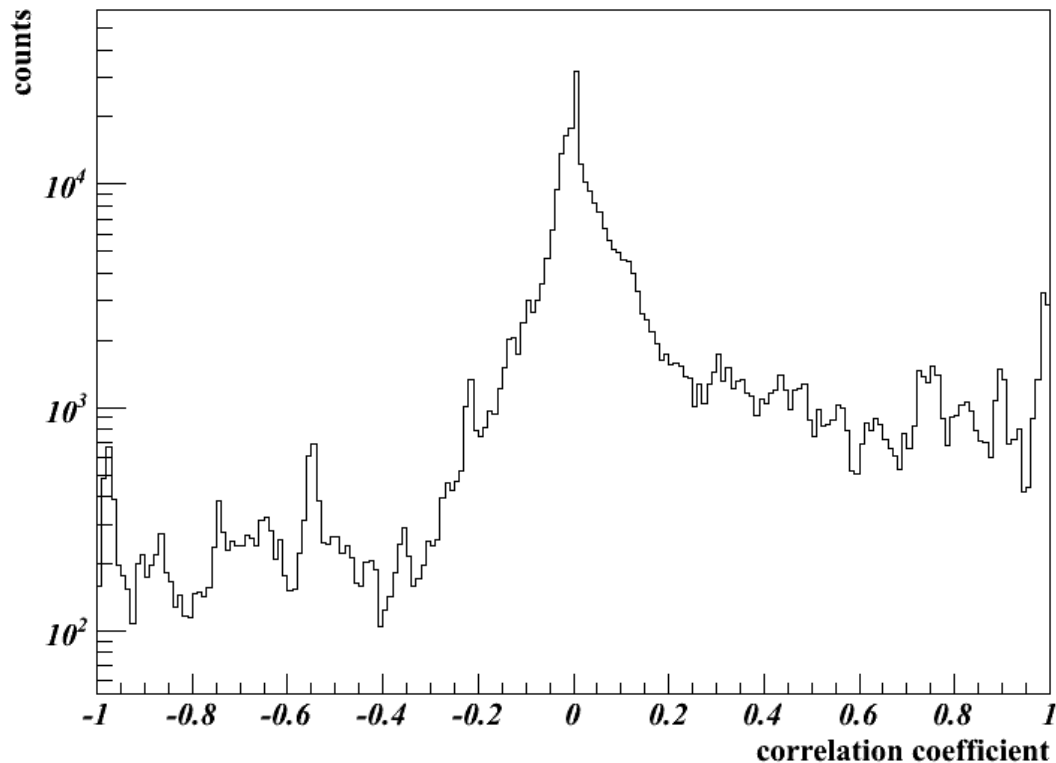
⇒ この条件を使って、相関を持ったデータの組合わせを選び出す

相関係数

- 強い相関を持つデータペアを選び出す
 - $\text{fabs}(\text{相関係数}) > 0.8$

Distribution of Correlation Coefficient

Entries 334153



検知の仕組み

• データの規格化

- データによって取り得る値の散らばりが違う
 - ロードアベレージ : 0 ~ 10 程度の値をとる
 - トラフィック : 0 ~ 10,000 の値をとる
- スケールの違うデータを公平に扱いたい
 - 標準偏差で割る

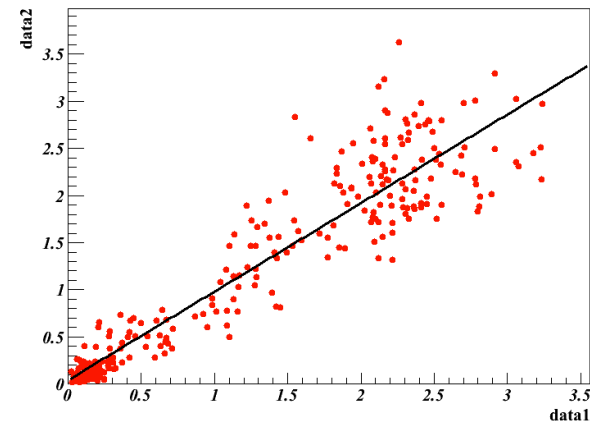
$$X = \frac{x_i(t)}{\sigma_i}$$

$$Y = \frac{y_j(t)}{\sigma_j}$$

$$\sigma = \sqrt{\frac{1}{N} \sum_i (x_i - \bar{x})^2}$$

• フィットting

- $Y = aX + b$ でフィッティング
 - データペアの関係を表す
- a, b を学習する
 - 学習期間: 二週間



フィッティング

• 最小二乗法

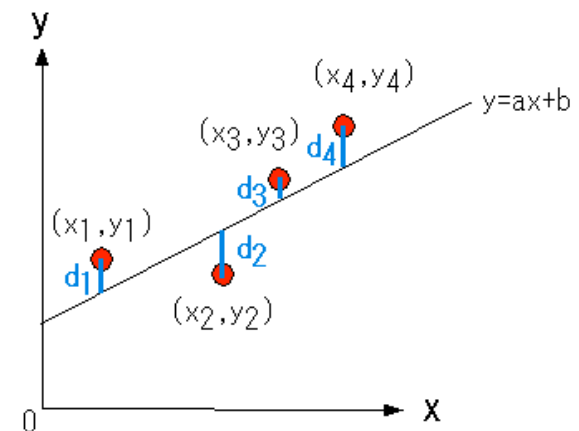
データ集合 $(x, y) = (x_1, y_1), (x_2, y_2), \dots, (x_n, y_n)$ を

$y = ax + b$ でフィッティングするとき、

フィッティングパラメータ a, b は下記の通り

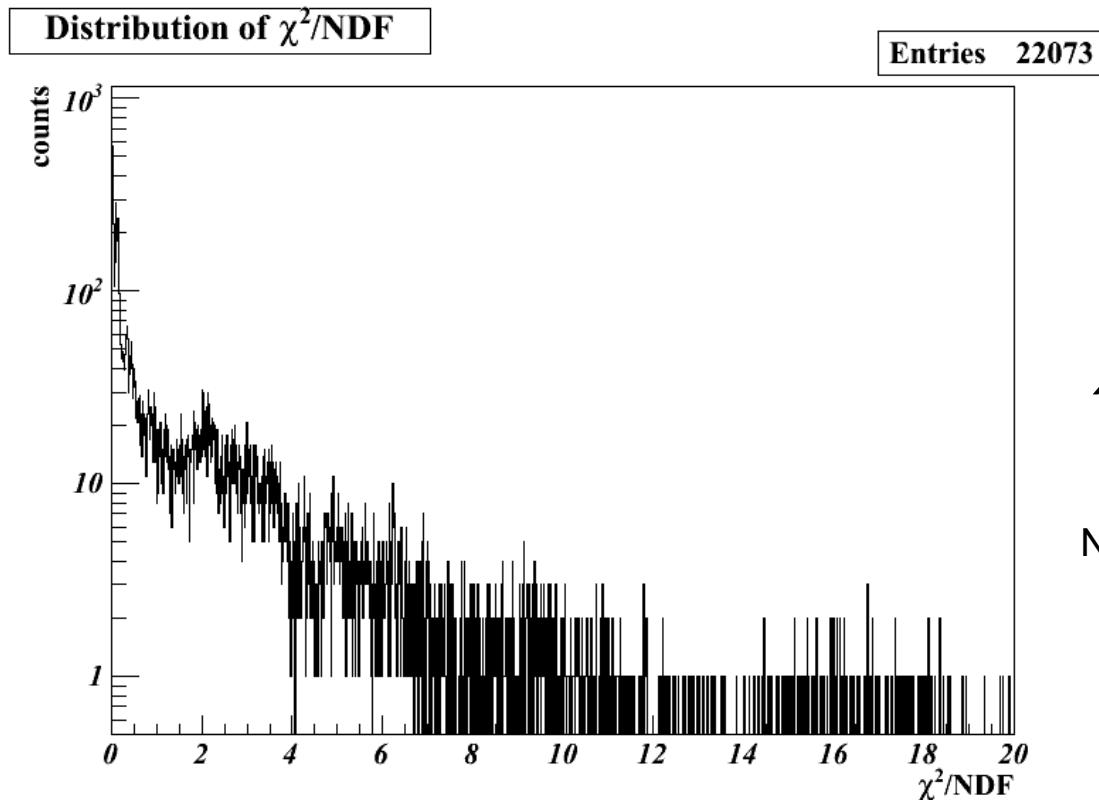
$$a = \frac{n \sum_{k=1}^n x_k y_k - \sum_{k=1}^n x_k \sum_{k=1}^n y_k}{n \sum_{k=1}^n x_k^2 - \left(\sum_{k=1}^n x_k \right)^2}$$

$$b = \frac{\sum_{k=1}^n x_k^2 \sum_{k=1}^n y_k - \sum_{k=1}^n x_k y_k \sum_{k=1}^n x_k}{n \sum_{k=1}^n x_k^2 - \left(\sum_{k=1}^n x_k \right)^2}$$



フィッティング

- フィッティングの良し悪しを判定
 - 上手くフィッティングできているものだけを選ぶ



$$\chi^2 = \sum_{i=1}^N \left(\frac{x_i - \bar{x}}{\sigma_i} \right)^2$$

NDF = 点の数 - パラメータ数

検知の仕組み

- 異常度を計算

- 部分異常度

$$d_{ij} = |(a \times \text{data}_i + b) - \text{data}_j|$$

- マハラノビス距離と等価

- 総合異常度

- 部分異常の平均値
 - 10σ を閾値に設定

- 異常の継続時間

- 「一瞬だけ相関が崩れたが直ちに元の正常な状態に戻る」
 - この場合、アラートは不必要
 - アラート送信条件: 「相関の異常が15分以上継続している」

