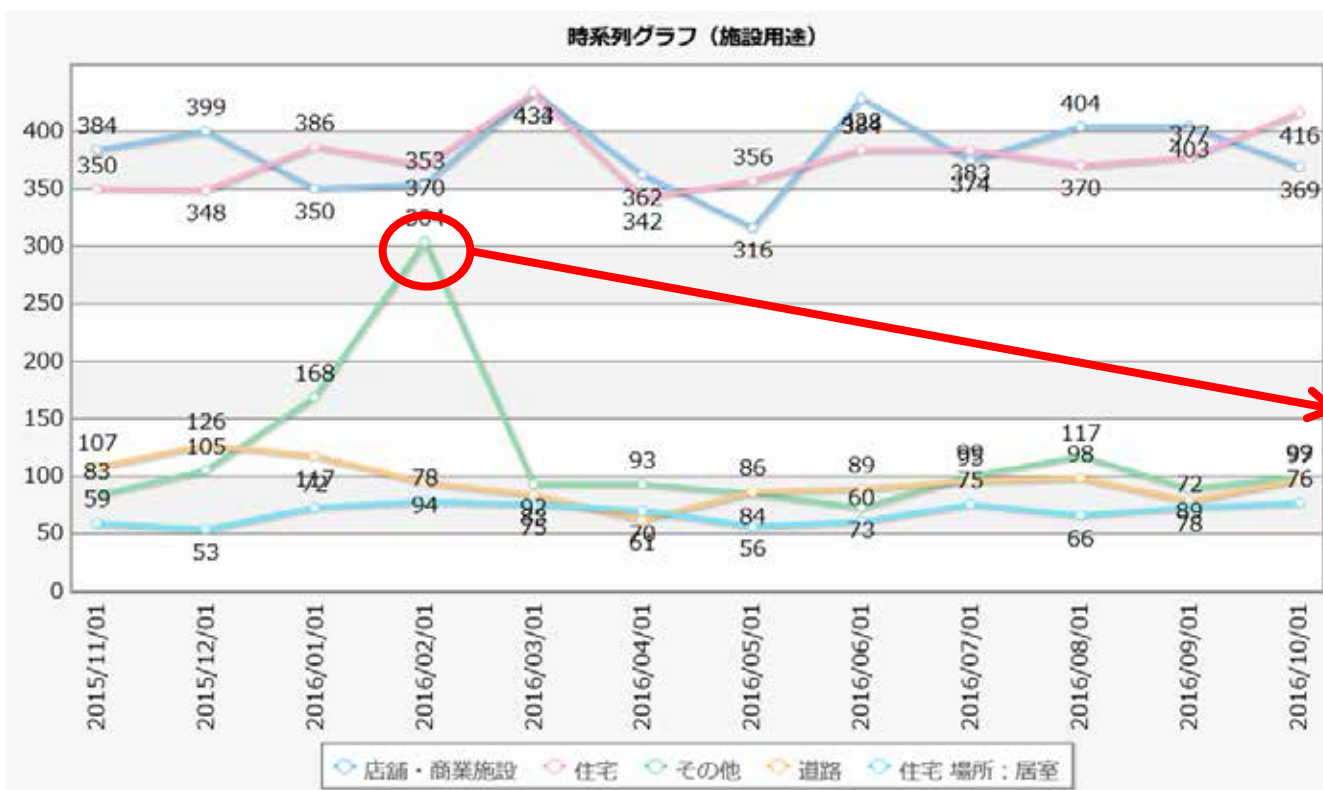


時系列集計：施設用途別

施設用途別の時系列。急騰した月をドリルダウンすると、急騰理由が把握できる。この月は食中毒が多く発生した月で、厚生労働省のシステムでの入力が多い。

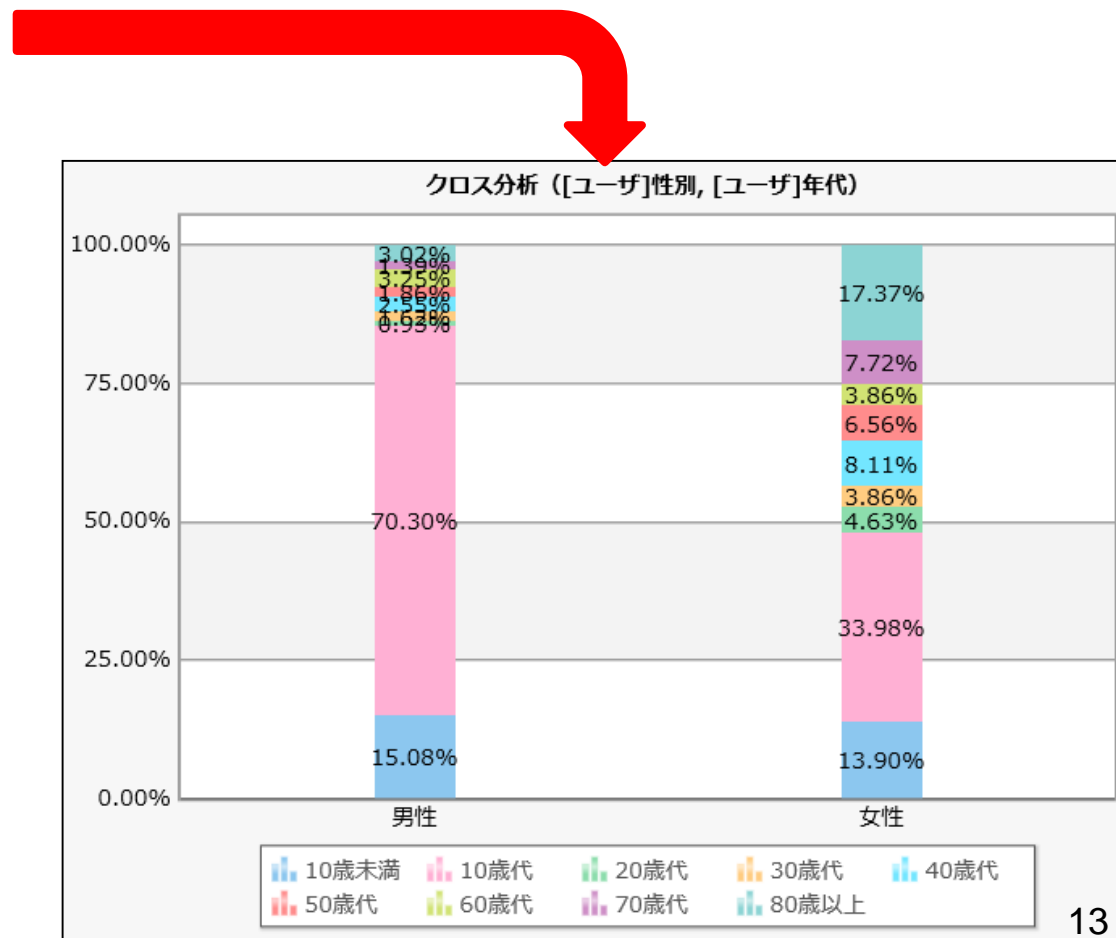


No	属性	最も急騰した属性値
1	傷病内容	食中毒 287件
2	商品など分類	食料品 - 他の食料品 287件
3	情報提供元	厚生労働省 食中毒発生情報処理システム 285件
4	原因調査状況	- 285件
5	事故内容	中毒事故 287件
6	被害者人数	7人 10件
7	発生都道府県	茨城県 21件
8	品名	-
9	単語	-
10	係り受け	-

(参考) 性別の話題集計

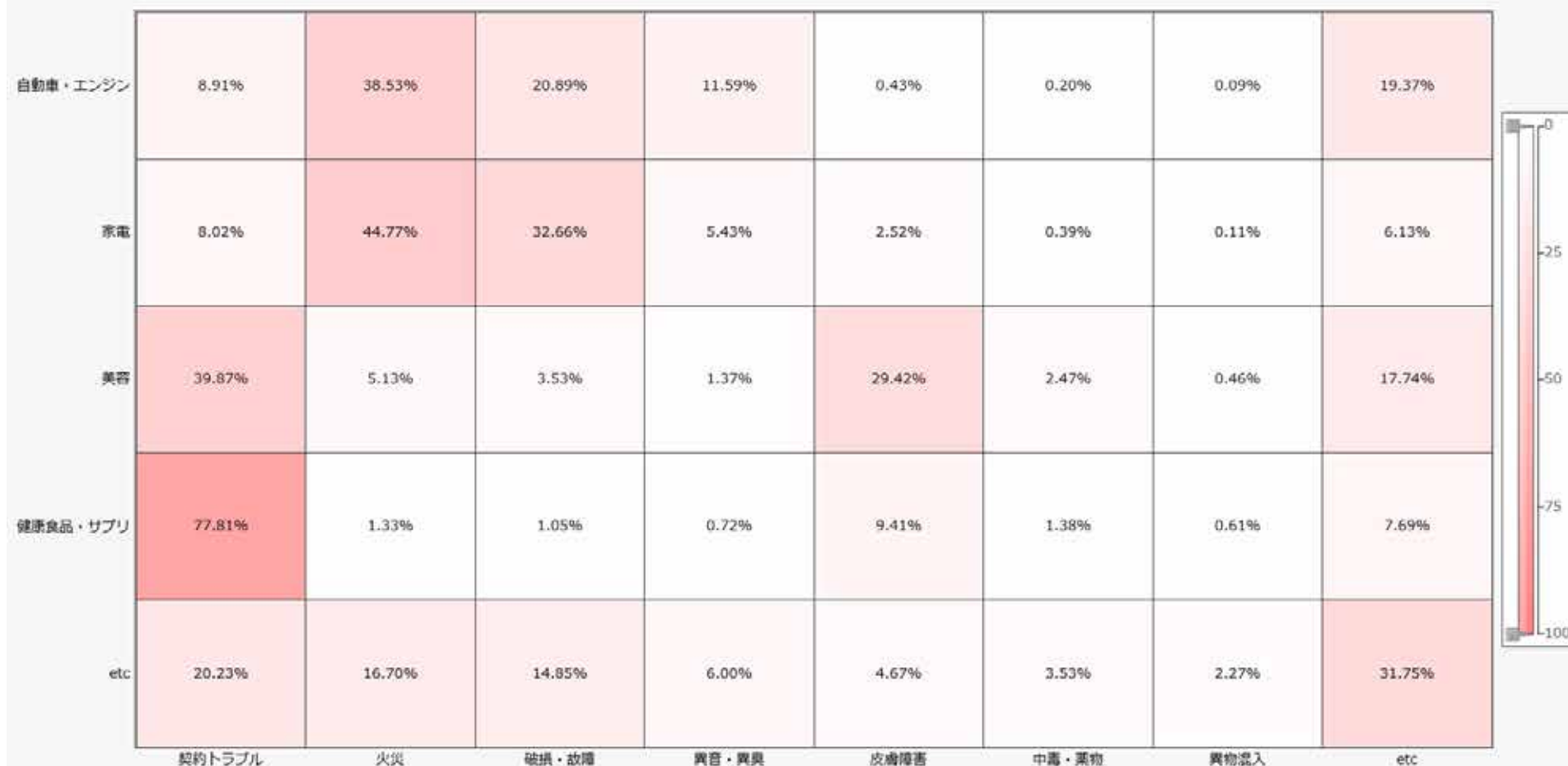
男女別の発言傾向の比較を単語ランキングで行う。
 女性は「乗合バス」「被介護者」のワードが上位にあることが特徴
 (ただし、今回は性別入力されているデータに偏りがあることが原因と考えられる。)

No.	全体 (27,870)	男性 (437)	女性 (269)
1	火災 1,840 6.6%	本生徒 78 17.8%	重傷 84 31.2%
2	走行中 1,293 4.6%	ホール 68 15.6%	乗客 42 15.6%
3	対応 1,289 4.6%	病院 52 11.9%	乗合バス 36 13.4%
4	メーカー 1,247 4.5%	生徒 44 10.1%	運行中 30 11.2%
5	業者 920 3.3%	顔面 41 9.4%	病院 25 9.3%
6	発煙 918 3.3%	救急車 36 8.2%	被介護者 19 7.1%
7	エンジン 892 3.2%	野球部 36 8.2%	本生徒 19 7.1%
8	ネット通販 730 2.6%	左 35 8.0%	骨折 17 6.3%
9	情報 698 2.5%	床 34 7.8%	施術 17 6.3%
10	治療費 684 2.5%	友達 33 7.6%	ホール 16 5.9%
11	定期購入 667 2.4%	足 32 7.3%	足 16 5.9%
12	発火源 665 2.4%	左手 31 7.1%	バス停 15 5.6%
13	病院 654 2.3%	手 30 6.9%	教室 14 5.2%
14	店 637 2.3%	重傷 30 6.9%	死亡 14 5.2%
15	商品 630 2.3%	相手 30 6.9%	手 14 5.2%



テーマごとの事故ジャンルを明確にする

テキストマイニングによる話題分類と品名を掛け合わせることで、購入内容に応じて何に注意すべきかが明確になる。



2 消費者に届きやすい公表資料作成の試行



本データにおけるより興味を惹くためのポイント

1 常に**最新**の情報であること

既に既存の報告にてクリア

1 変化が**直感的**にわかること

長期期間でのレポートの作成

1 見る情報が**取捨選別**されていること

例：消費者の属性毎のレポート(性別・年代・居住地)

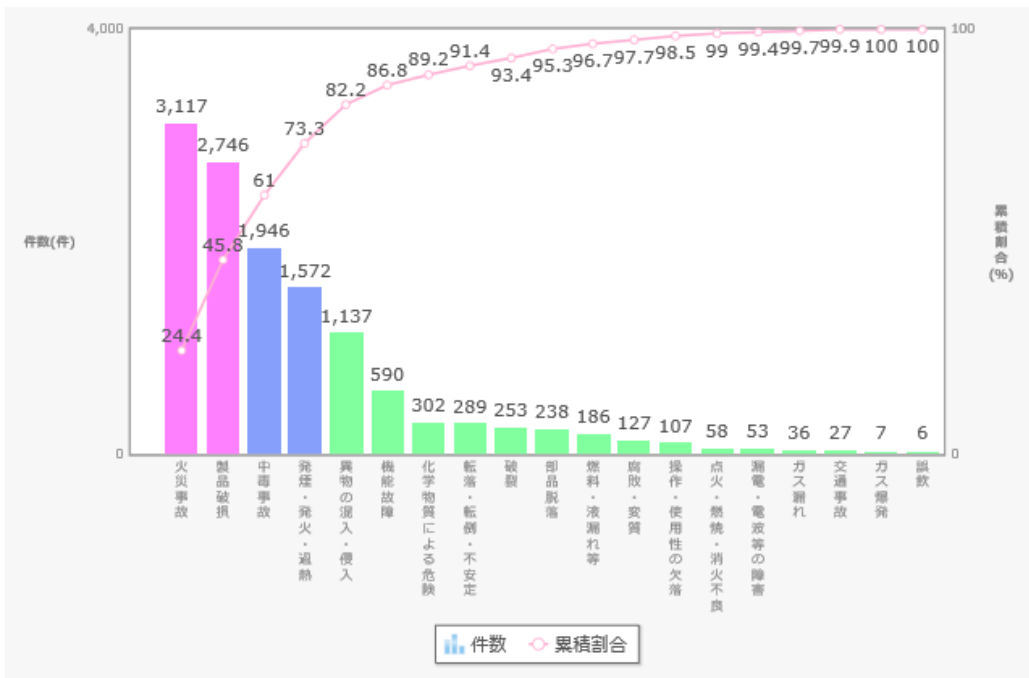
例：興味のあるテーマ別のレポート(家電、自動車、化粧品)

直感的に消費者に届きやすい公表

事故内容属性の集計 火災事故と製品破損について

事故内容-パレート図

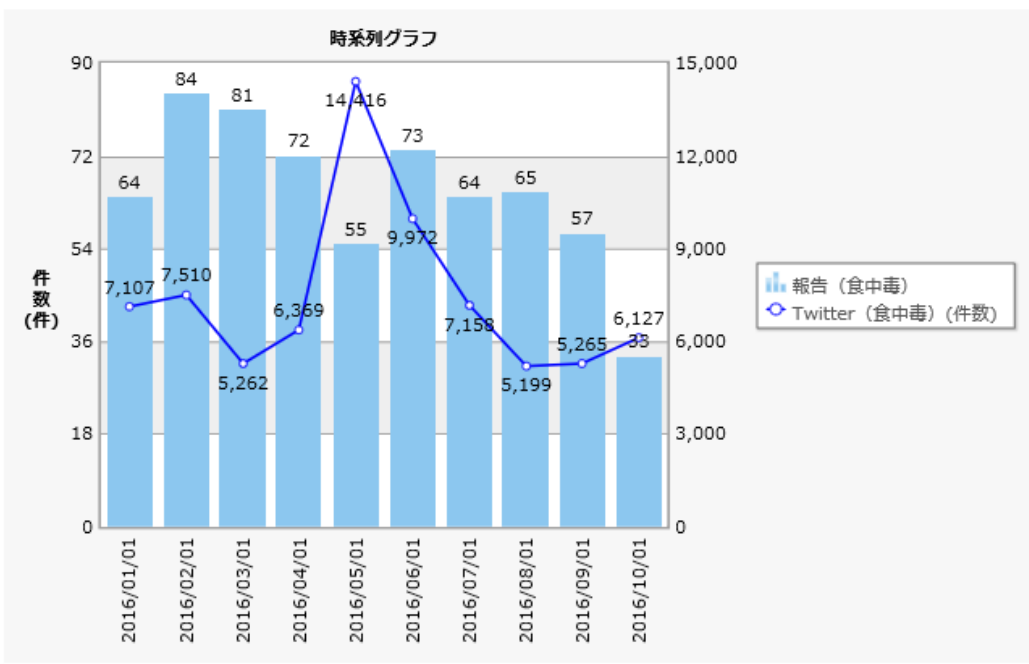
「その他」(空欄(N/A))を除いた中での、事故内容の内訳を表示しています。



食中毒に関する報告件数と、Twitter上での「食中毒」を含む投稿数の重ね合わせ

変化をキャッチ-時系列グラフ

Twitterデータは過去分析にて取得したため、実際の件数の10%程度の想定です。
※元データは「Twitter過去分析(食中毒)」プロジェクト参照

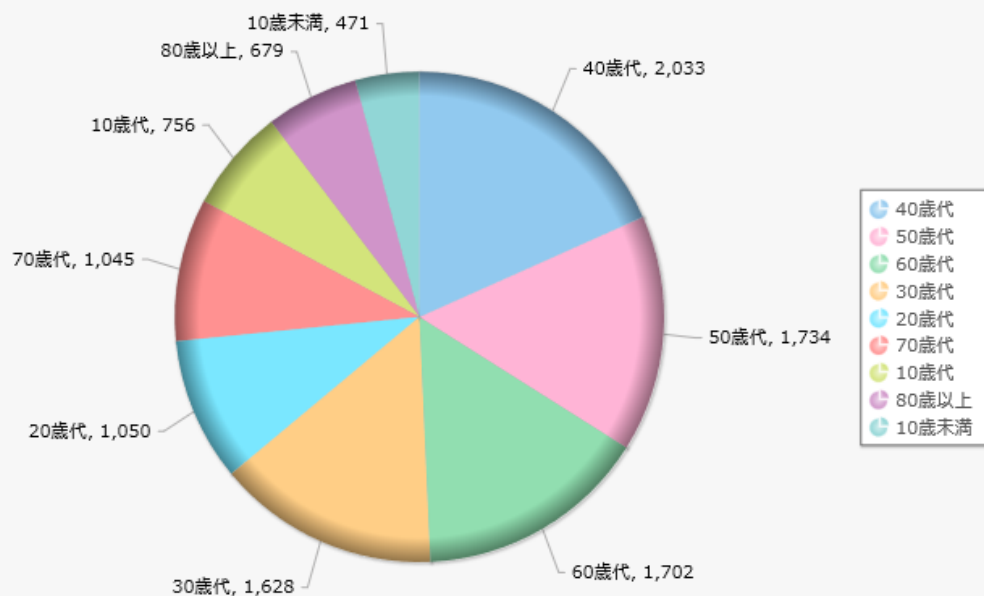


直感的に消費者に届きやすい公表

年齢の内訳 (件数順)

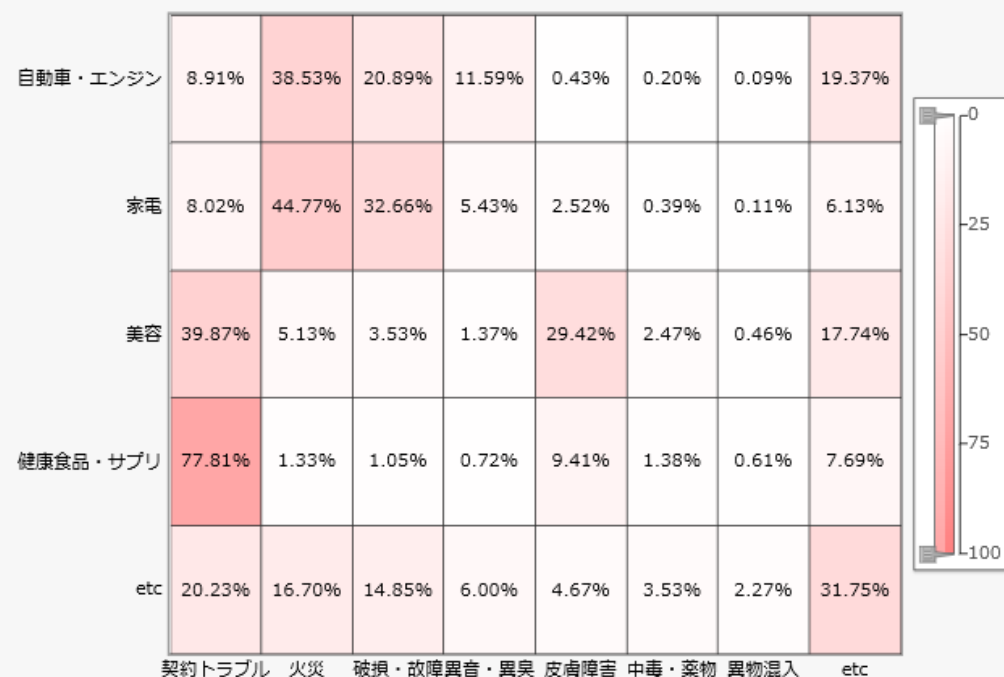
年代「ユーザ」円グラフ

クロス分析 (「ユーザ」年代)



既存の品名カテゴリとテキストマイニングによる話題分類のクロス(再掲)

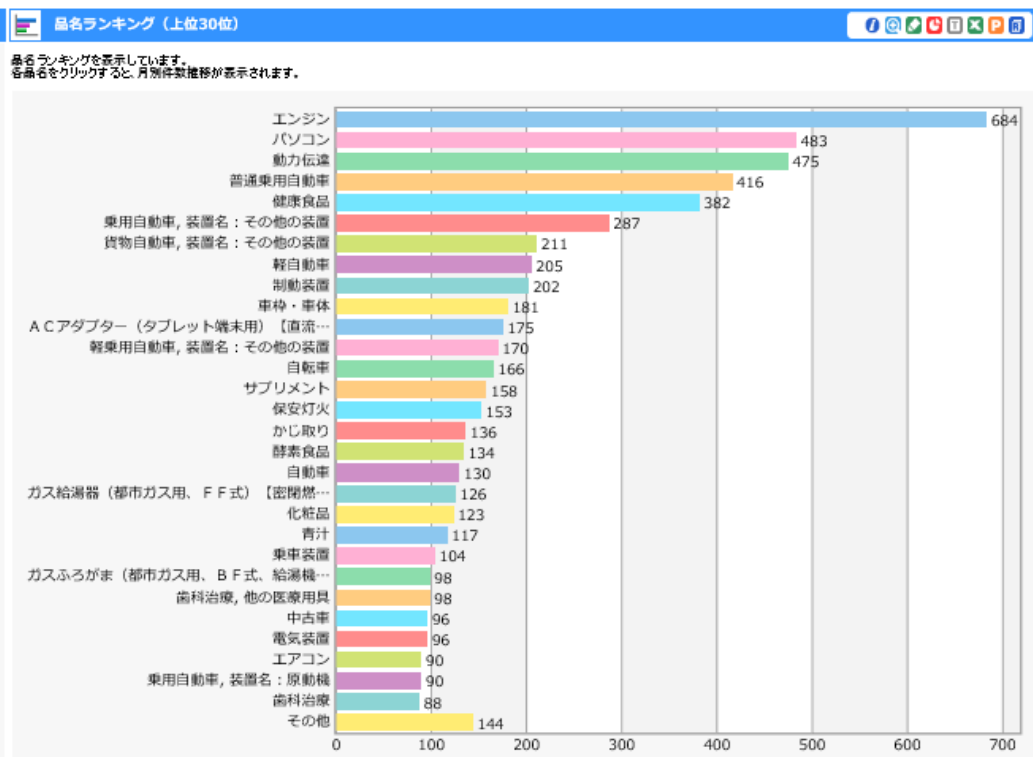
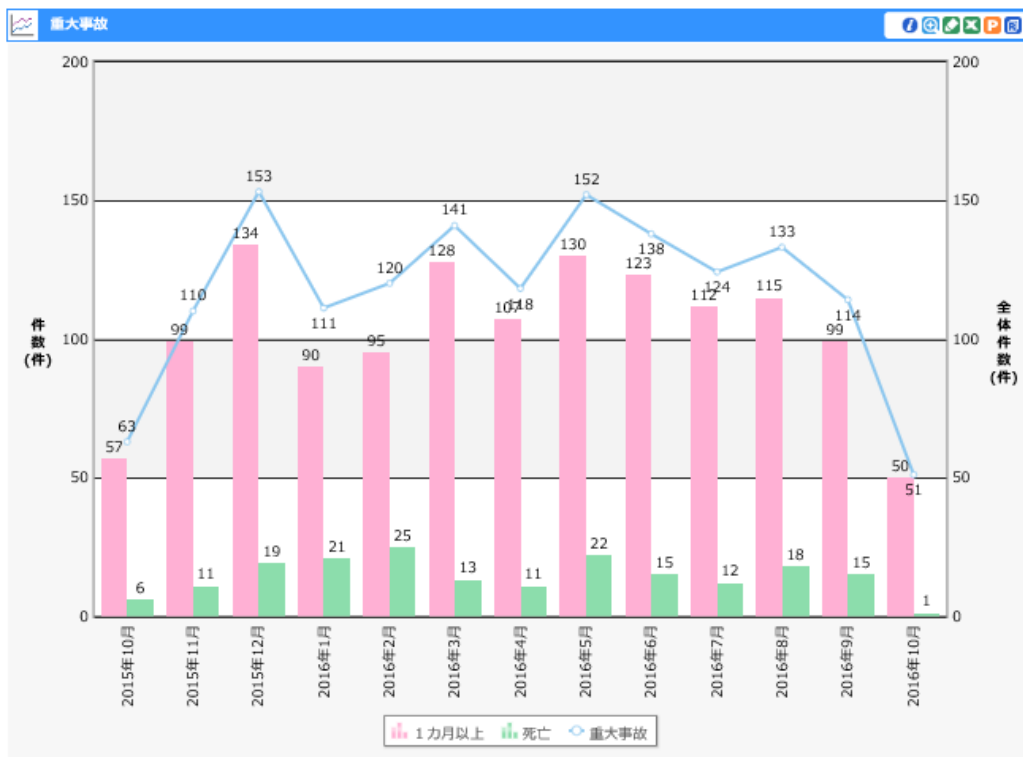
品名×話題分類



直感的に消費者に届きやすい公表

重大事故の件数と、傷病程度の内訳
 1~2月は重大事故は減少するが、死亡事故件数は減少しない

登録されている品名数の集計。自動車系のカテゴリが多くを占めるが、健康食品系も上位に位置づけされている。



3 事故情報分析におけるSNS活用 テーマ：自転車事故

