

## キーワード関連語提案システムの精度向上と関連語 を観点としたWEBページ要約文抽出について

梅永, 明寛

九州大学大学院システム情報科学府知能システム学専攻 : 修士課程

竹下, 日出男

九州大学工学部電気情報工学科

久本, 学

九州大学工学部電気情報工学科

長谷川, 隆三

九州大学大学院システム情報科学研究所知能システム学部門

他

<https://doi.org/10.15017/1516057>

---

出版情報 : 九州大学大学院システム情報科学紀要. 10 (1), pp.27-32, 2005-03-25. 九州大学大学院システム情報科学研究所

バージョン :

権利関係 :



# キーワード関連語提案システムの精度向上と関連語を観点としたWEBページ要約文抽出について

梅永 明寛\*・竹下 日出男\*\*・久本 学\*\*・長谷川 隆三\*\*\*  
藤田 博\*\*\*・越村 三幸\*\*\*

## Improvement of a System to Propose Relevant Words in WEB Retrieval and Extraction the Summaries of WEB Pages

Akihiro UMENAGA, Hideo TAKESHITA, Manabu HISAMOTO, Ryuzo HASEGAWA, Hiroshi FUJITA and Miyuki KOSHIMURA

(Received December 24, 2004)

**Abstract:** Nowadays, we often use the Internet in order to get several pieces of information. Several search engines are available for retrieval. However, as the number of WEB pages increases, it becomes difficult to obtain useful information. Google is a reputable search engine with the accuracy of its retrieval result. It evaluates each WEB page with the PageRank system. This system has partially succeeded in presenting useful WEB pages. However, its retrieval result is still huge. In order to add some appropriate keywords for retrieval and decrease the number of obtained WEB pages, a system proposing words relevant to given keywords was presented. This paper describes how to improve the accuracy of relevant words and summarize Web pages in terms of relevant words.

**Keywords:** WEB retrieval, Search engine, Related word, TF/IDF, Co-occur word, Vector space model

### 1. はじめに

近年、事物を調べる際にインターネットを利用することは一般的であり、ユーザは主にサーチエンジンを用いて情報を得ている。しかしながら、現在世の中に存在しているWEBページはすべてを把握できないほど多くなっており、検索を行っても大量の検索結果を目の前にして、途方にくれることもしばしばある。

検索結果の膨大さを解消するためには、サーチエンジンに与えるキーワードを増やすことが考えられる。一般にサーチエンジンに複数のキーワードを与えるとアンド検索を行うので、検索結果の量を減らすことができる。もしユーザが調べたい事柄に関連する複数のキーワードを適切に与えることができれば、サーチエンジンも適切なページをユーザに提示することができる。しかし、必ずしもすべてのユーザが調べたい事柄に関連するキーワードをサーチエンジンに与えることができるとは限らない。適切なキーワードを与えることができなければ、ユーザはいつまで経っても必要なページにたどり着かない。

この問題を解決するために、ユーザーが調べたいキー

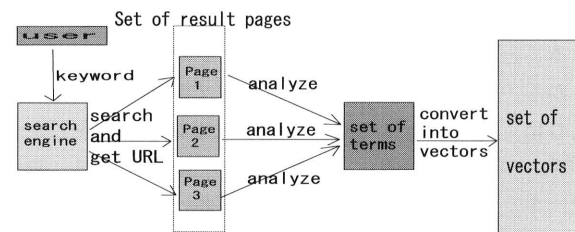


Fig. 1 system.

ワードに関連する語（関連語:Relevant word）を提案するシステム<sup>1)</sup>が作成されている。このシステムは、ページをHTMLのタグ構造と単語の生起頻度に着目して解析し、ユーザが調べたい事柄に関連する語をリアルタイムに提案する。Fig. 1にシステムの構造を示す。以後このシステムを現システムと呼ぶ。

現システムでは確かに関連語は提案するが、形態素解析ソフトの性質も関わって、キーワードに関係のない語や抽象的すぎる語まで拾ってしまう傾向がある。そこで本研究では、無視語辞書を作成し、これに含まれる単語を関連語群から削除することによって関連語の精錬を試みた。無視語は、無作為に選んだキーワード50語に対する検索結果から得られた関連語各200語、計10000語の中から著者の主観で選んだ。また、検索結果ページの内容を要約して表示する機能も実装したので、報告する。

平成16年12月24日受付

\* 知能システム学専攻修士課程

\*\* 電気情報工学科

\*\*\* 知能システム学部門

## 2. キーワード関連語提案システム

キーワード関連語システムは、ユーザーが与えたキーワードを検索エンジンに投げ、検索エンジンが所得したページを多角的に解析することで関連語を提案することを主目的としているが、本章ではその際のページ評価の方法について詳細を述べる。

### 2.1 TF/IDF法

TF/IDF法とは文書に含まれる単語の重み付けをする手法である。TF(Term Frequency)とは、ある文書 $d$ における単語 $t$ の生起頻度であり、 $tf(t, d)$ と表記する。またIDF(Inverse Document Frequency)は文書の数 $N$ と、単語 $t$ が一回以上生起する文書数 $df(t)$ によって次のように定義される。

$$idf(t) = \log \frac{N}{df(t)} \quad (1)$$

単語 $t$ の文書 $d$ における重み $w(t, d)$ として、これらの積を用いるのがTF/IDF法である。

$$w(t, d) = tf(t, d) \cdot idf(t) \quad (2)$$

本論文ではユーザがキーワードをサーチエンジンに与えることで得られた検索結果に対してこの手法を用いる。しかし、得られたページ各々に対して単語の評価をするよりは、得られたページ群に対して単語の評価をした方がキーワードに関連した評価をすることができる。そこで、キーワード群 $k$ に対する検索結果のページ群 $P(k)$ における単語 $t$ の生起頻度 $tf(t, P(k))$ と $idf(t)$ の積を、単語 $t$ の検索結果ページ群 $P(k)$ における重み $w(t, P(k))$ として用いることにする。

$$w(t, P(k)) = tf(t, P(k)) \cdot idf(t) \quad (3)$$

上記のTF/IDF法は単に文書中に現れる単語の数に注目した重み付けをする手法であり、一般的によく使われる手法である。さらに、別の評価指標として、各単語がどこに現れたのかを評価の対象とするために共起語(Co-occur Word)という概念を定義する。

### 2.2 共起頻度

ユーザが与えたキーワードに対して得られたHTML文書には当然そのキーワードを含んでいるはずである。その文書内でキーワードの近傍に現れる単語は、キーワードに関連している単語であると考えられる。そのような

単語のことを共起語と呼ぶことにする。キーワード群 $k$ に対する検索結果のページ群 $P(k)$ における $k$ の共起語 $t$ の共起頻度を $co(t, P(k))$ とする。共起語 $t$ の生起頻度 $tf(t, P(k))$ を用いて、共起語 $t$ の共起確率(Co-occur Probability) $cp(t, P(k))$ を定義する。

$$cp(t, P(k)) = \frac{co(t, P(k))}{tf(t, P(k))} \quad (4)$$

## 3. 単語の分類

本章では、各単語をタグベクトルとページベクトルという2つのベクトルで表現し、ベクトル空間モデルを利用して単語の分類をすることを考える。

### 3.1 タグベクトル

我々が実際に見ているWEBページの实体はHTML(Hyper Text Markup Language)文書である。HTML文書は「 $<$ 」と「 $>$ 」で囲まれたタグを用いて記述される。タグによって特徴付けされた文章(単語群)は、WEBページの作者が強調したい部分である。

ここで定義するタグベクトルは、あるキーワード群 $k$ によって得られたページ群 $P(k)$ において、各単語がそれぞれのタグによって強調された頻度をベクトルで表現したものである。すなわちタグベクトルの次数は、タグの種類数に等しいことになる。実際は、めったに利用されないタグは評価対象としては相応しくないので、一般に利用されやすいタグにのみ注目してタグベクトルを生成することで次数を小さくすることができる。ここではタグ $\langle a \rangle$ ,  $\langle b \rangle$ ,  $\langle \text{font} \rangle$ ,  $\langle \text{title} \rangle$ ,  $\langle h \rangle$ のみに注目して、各語がそれぞれのタグで特徴付けされた頻度をベクトルにすることにする。サーチエンジンから得られた各ページにおいてベクトルを生成し、それぞれの単語ごとにすべてのページのベクトルを足し合わせてタグベクトルとする。

### 3.2 ページベクトル

ページベクトルとは、あるキーワード群 $k$ によって得られたページ群 $P(k)$ において、各単語 $t$ がそれぞれのページに現れた頻度をベクトルで表現したものである。Table 1のようにベクトルの要素と、ページ $d(n)$ ( $n = 0, 1, \dots, N - 1$ )における単語 $t$ の生起頻度 $tf(t, d(n))$ を対応付ける。すなわちページベクトルの次数は、 $P(k)$ に含まれるページ数 $N$ に等しい。

このようにして求めたベクトルをページベクトルとする。

**Table 1** Page vector: vectors elements associated with page.

Element number	0	1	...	$N - 1$
$tf(t, d(n))$	$tf(t, d(0))$	$tf(t, d(1))$	...	$tf(t, d(N - 1))$

### 3.3 ベクトル空間モデル

タグベクトルとページベクトル、そしてベクトル空間モデルを用いて関連語を分類する。

ベクトル空間モデルとは、ある情報を多次元空間上のベクトルとして表現し、2つのベクトルを比較することにより類似度を調べるものである。このモデルでは、2つのベクトルが同じ方向を指すときに類似度が高いとする。

具体的には2つのベクトルのなす角を $\theta$ としたときの $\cos \theta$ の値を類似度とする。つまり、2つのベクトルを $\vec{a}$ と $\vec{b}$ としたとき、類似度 $sim(\vec{a}, \vec{b})$ は次式で求められる。

$$sim(\vec{a}, \vec{b}) = \frac{\vec{a} \cdot \vec{b}}{|\vec{a}| |\vec{b}|} \quad (5)$$

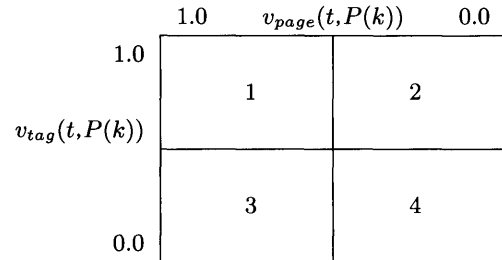
2つのベクトルは、 $\theta$ の値が0に近い( $sim(\vec{a}, \vec{b})$ の値が1に近い)とき類似しており、 $\theta$ の値が $\frac{\pi}{2}$ に近い( $sim(\vec{a}, \vec{b})$ の値が0に近い)とき類似していないと考えられる。

タグベクトルとページベクトルにそれぞれベクトル空間モデルを利用することで、各単語をその使われ方によって分類することができる。このとき、それぞれのベクトルに対して適当な基準ベクトルを定める必要がある。本論文では、キーワード群 $k$ に含まれる単語を基に基準ベクトルを設定する。キーワード群 $k$ によって得られたページ群 $P(k)$ における単語 $t$ に対するタグベクトルとページベクトルのベクトル空間モデルによる評価値をそれぞれ $v_{tag}(t, P(k))$ 、 $v_{page}(t, P(k))$ とする。それぞれの評価値によって大雑把に以下のように分けることができる(Table 2)。

1.  $v_{tag}(t, P(k))$ 、 $v_{page}(t, P(k))$ ともに1に近い:  
単語 $t$ はキーワード群 $k$ に含まれる単語と同じようにタグ付けされ、同じページ内で使用されていることが多い。
2.  $v_{tag}(t, P(k))$ は1に近いが、 $v_{page}(t, P(k))$ は0に近い:  
単語 $t$ はキーワード群 $k$ に含まれる単語と同じようにタグ付けされているが、同じページ内ではあまり使用されていない。
3.  $v_{tag}(t, P(k))$ は0に近いが、 $v_{page}(t, P(k))$ は1に近い:  
単語 $t$ はキーワード群 $k$ に含まれる単語とは違ったタグ付けをされているが、同じページ内で使用されていることが多い。
4.  $v_{tag}(t, P(k))$ 、 $v_{page}(t, P(k))$ ともに0に近い:  
単語 $t$ はキーワード群 $k$ に含まれる単語とは違ったタグ付けをされ、同じページ内ではあまり使用されていない。

このように分類することで、TF/IDF法と共起頻度による評価だけでは下位にある単語でも、キーワード群 $k$ と関

係のある単語を抽出することが可能になる。



**Fig. 2** 2-dimensional classification.

### 3.4 無視語の登録

**Table 2**は本システムをキーワード「java」「google」に関して適応した結果得られた関連語群の上位を抜粋したものである。全844語のうちのほんの数件であるが、この中には明らかに追加検索語として相応しくない語が含まれている。

- toArray, sleep, br WEBページに記載されたプログラムソースの欠片
- jp, co WEBページに記載されていたURLの欠片
- times, quot 単体では検索語として意味をなさない語

ここには現れていないが、検索結果順位の高いページに現れたであろう検索語との関連が希薄と断定される固有名詞も多数含まれる傾向がある。検索語として無意味な語がユーザーに提起されることは、ユーザーにとって情報の取捨選択をする手間を増やすことになる。加えて、これらの語がランクインした陰で、関連語として重要な語がランク外に弾き出されている可能性も高い。

このような追加検索語として意味をなさない単語が関連語に紛れ込むことはかなりの頻度で起こり、これらが上位にランクインすることは避けなければならない。

そこで、これらの単語を無視語として登録し、形態素解析を行う際に無視語は関連語から削除する。無視語を選定するに当たっては、人気検索語ランキング1年分より、各月ごとに200件ほど無作為に選んだキーワード群2400件からランダムに選んだ50ワードについて検索を行い、その結果得られた関連語群から追加検索語として不適切と思われる単語を著者の主観で選び、その統計を取ることによって選定している。プログラムによる自動処理は、追加検索語になりにくいと推測される品詞を関連語から削除

Table 2 Example of relevant words (keyword:java, google).

rank	relevant word	1	2	3	4	5	6	7	8	9	10	11	12	13	14	15	16	17	18	19	20
1	検索	14	0	40	76	128	0	0	0	0	0	66	0	32	0	23	3	86	0	8	63
2	quot	0	0	0	2	2	0	0	0	136	0	0	0	0	0	0	0	12	0	0	1
3	sleep	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	39	0	53	0	0	0	0	0	0	0
4	times	0	0	0	0	147	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	116	128	0	0	0
5	co	0	0	0	18	117	0	0	0	0	0	8	0	18	3	0	0	70	0	1	25
6	APIs	0	0	0	0	0	0	0	0	18	2	0	0	0	32	3	0	0	0	0	0
7	キャスト	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	32	0	0	0	0
8	It	1	0	0	0	1	0	0	0	48	0	1	0	1	33	40	0	0	0	0	0
9	JavaScript	0	0	1	0	0	0	0	0	0	0	29	0	0	0	0	0	0	0	0	0
10	toArray	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	36	0	0	0	0
11	ArrayList	1	0	0	0	26	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	42	0	0	0	0
12	MIDP	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	27
13	Axis	0	0	0	0	0	0	0	0	28	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
13	書名	0	0	20	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0	0
15	jp	0	0	0	20	118	0	2	0	0	1	17	0	32	6	0	8	73	0	6	26
16	br	0	0	0	0	0	0	0	0	0	37	1	0	0	33	0	0	0	0	0	0
17	GoogleSearch	0	0	0	0	0	0	0	0	18	0	0	0	0	3	4	0	0	0	0	0
18	WSDL	0	0	0	0	0	0	0	0	17	0	0	0	0	3	0	0	0	0	0	0
19	ie	0	0	0	0	0	0	0	0	1	0	7	0	17	0	0	1	0	0	0	0
20	String	0	0	0	0	1	0	0	0	16	0	0	0	0	0	0	11	0	0	0	0

することにとどめた。その理由としては、例えば「Java」というキーワードに対して得られた「毎日」という語は一旦追加検索語として不適切であるようにも思えるが、キーワードが「新聞」であったならばこの語は一転して重要追加検索語になる。また、Table 2にも登場しているが、英文における代名詞「it」も、コンピューター用語「IT」が削られてしまうため削除対象とはし難い。このように、プログラム処理することで、キーワードによっては重要になる語や、多義語を安易に削除対象とすることのないように、無視語の選定作業はすべて手作業で行った。

#### 4. 観点要約文の作成

本章では現在製作中である観点要約文の作成について述べる。

これまでで紹介したキーワード抽出技術は、文書検索、Webページ検索、文書クラスタリングなどの技術と並んで情報検索において重要な技術であるが、これらと同様に重要な技術が要約文抽出である。

適切なキーワードを与えることで検索結果ページ数を減らしても、やはり全部のページを見て回ることは大変時間がかかる。そこで文章の内容を反映する要約文があれば、文章全体を読み通すことなく内容の大枠を認識することができ、情報の取捨にかかる時間の短縮を図ることができる。

##### 4.1 共起行列

以下、同文中に出現する2つの語は1回共起していると考える。

関連語について、関連語同士の関係を共起行列で表現する。共起行列は、文書中に出現する語の数を  $N$  とする

と  $N \times N$  の対称行列となる。ただし、出現頻度の低い語は正確な出現確率を得ることが難しいため、ここでは評価値の高い順に20件に対応する列だけを抜き出し、 $N \times 20$  行列とし、対角成分に関しては0とする。Table 3は「トヨタ」と「ホンダ」をキーワードとしてAND検索をかけた場合(04.12.7現在)の共起行列を  $10 \times 10$  に縮小したものである。ここでは「生産」は「開始」と同文中で23回同時に出現していることを意味している。また、Table 4は関連語の上位10語の出現頻度と出現確率(全体が1になるように正規化したもの)の小数点第3位以下を四捨五入したものを表している。

本手法ではこの出現確率を評価値として用いる。例えば

「中国に建設した新工場で、新型車の生産が開始した。年産10万台を見越しているそうである。」

という文の場合、第1文目は「生産」「開始」「新型」が、また第2文目では「年産」が出現している。よって、第1文目の評価点は  $0.158 + 0.127 + 0.112 = 0.397$  となり、第2文目の評価点は  $0.075$  となる。こうして求めた各文の評価点のうち、もっとも高得点だった文章をそのページの要約文とみなす。

##### 4.2 要約文抽出の実験例

要約文抽出システムをキーワード「トヨタ」「ホンダ」の検索結果に対して適応した結果をTable 5に示す。以下に上位ページの要約結果を紹介する<sup>†1</sup>。

まずは検索結果1位となったページについてであるが、このページは『トヨタとホンダ』(光文社新書 塚本 潔著)という本を紹介している通信販売サイトである。こ

†1 5, 6位が載っていないのは、ページが存在しなかったため

の本の論旨はまさしく要約文の通りであり、商品の内容を的確に述べた文章を抽出している。

次に検索結果2位のページだが、『週刊朝日』2002年7月19日号の「パール脱いだ国産小型飛行機開発—トヨタ対ホンダ空中戦」という記事についての紹介をしているロータークラフトファンのページである。要約文として抽出された文は、「この両社が何の目的で何をしているのか、本当のところはよく分からない。そこで、いくつかの英米誌を探してみた。その伝えるところを総合すると以下ようになる。」という文の直後に登場する、英米誌をページ作者が要約した文であった。

検索結果3位のページは『トヨタ VS ホンダ 21世紀競争力分析』という自動車産業調査報告資料の紹介ページである。要約文として抽出している文は、報告書のあらましを述べた部分なのだが、このページにはその部分以外に長文が使用されてなく、各章の見出しを箇条書きにしているのみであった。そのせいもあってこのような良い結果につながったのだと予想される。

検索結果4位のページは車の最新ニュースに特化したページの中の、「リースするならトヨタ・ホンダ」(2004.2.25)なる記事で、リース終了時の車両の市場評価と、月々のリース料を比較し、5段階評価を行った結果、トヨタ/レクサスを合わせて12のモデルが最高の5つ星評価、またホンダも「業界で最もリースの残余評価が高いメーカー」に5年連続で選ばれたことを報告しているニュース記事である。その記事の中の「最もリースがおトクなモデル」について述べた箇所を抜き出しているの、これも的確であると言ってよいだろう。

最後に検索結果7位のページに関してであるが、F1やCARTに興味を持っているページ製作者の日記部分である。このような日記やblogは重要な情報源になる反面、記述方法がページ製作者によってまちまちであるために解析対象として非常に難しい側面を持っている<sup>5)</sup>。このページはうまく解析出来た例であるが、個人サイトの日記に関しては今後取り組んでいきたいテーマのひとつである。

## 5. 今後の展望

本稿ではWEB検索によって得られたページを解析して関連語を導き出し、それを利用して各所得ページの要約

文の抽出する技術を紹介した。

最後に今後の展望であるが、現在は要約文の抽出をするのを単純に関連語の出現頻度で行っているが、これに語と語のつながりを考慮したものを搭載したいと考えている<sup>2)</sup>。

仮に語 $w$ が関連語 $g \in G$ と全く独立に生起するなら、語 $w$ と語 $g$ が共起する確率はTable 4と同様の分布になるはずである。一方、語 $w$ と関連語 $g$ の間に何らかの意味的つながりがあればこの確率は偏ることになる。そのような偏りは、筆者が意味的つながりを考慮し文書を書き進めていく上で生まれたものであり、分布が偏っている語は文書中においてなんらかの重要な意味を担っている語であると考えられる。したがって、ある語 $w$ の関連語 $g$ に対する共起確率が、頻出語単独での出現確率からどのくらい偏りがあるか測れば、その語の重要度を表す指標になると考えられる。

これについては現在鋭意製作中であり、近日中に完成予定である。

## 参考文献

- 1) 大石 哲也, 長谷川 隆三, 藤田 博, 越村 三幸: “WEB検索におけるキーワード関連語提案システム”, システム情報科学紀要第九巻第一号, 19-24, 2004
- 2) 松尾 豊, 石塚 満: “語の共起の統計情報に基づく文書からのキーワード抽出アルゴリズム”, 人工知能学会論文誌 17巻3号D, 2002.
- 3) 砂山 渡, 谷内田 正彦: “観点に基づいて重要文を抽出する展望台システムとそのサーチエンジンへの実装”, 人工知能学会論文誌 17巻1号B, 2001.
- 4) 井山 晃洋, 砂山 渡: “多角的な話題の収集を目的とした話題の独自性に基づくWebページの分類システム”, 人工知能学会論文誌 19巻6号SP-F, 2004
- 5) 南野 朋之, 鈴木 泰裕, 藤木 稔明, 奥村 学: “blogの自動収集と監視”, 人工知能学会論文誌 19巻6号SP-A, 2004
- 6) Glen Jeh, Jennifer Widom: “Scaling Personalized Web Search”, Stanford University Database Group, 2002
- 7) T. H. Haveliwala: “Efficient computation of PageRank”, Stanford University Database Group, 1999
- 8) 河野浩之, 山田誠二, 北村康彦, 高橋克己: “情報検索とエージェント”, 東京電機大学出版局



Table 3 Co-occur matrix(keyword:トヨタ, ホンダ).

rank	relevant word	生産	開始	IMV	ネットトヨタ	トヨタカローラ	新型	輸出	年産	リース	構築	合計
1	生産	0	23	33	19	2	15	11	15	15	15	148
2	開始	23	0	13	9	21	15	2	6	14	16	119
3	IMV	33	13	0	9	18	9	0	0	13	0	95
4	ネットトヨタ	19	9	9	0	0	26	0	9	0	0	72
5	トヨタカローラ	2	21	18	0	0	0	73	6	0	2	122
6	新型	15	15	9	26	0	0	6	34	0	0	105
7	輸出	11	2	0	0	73	6	0	0	1	0	93
8	年産	15	6	0	9	6	34	0	0	0	0	70
9	リース	15	14	13	0	0	0	1	0	0	18	61
10	構築	15	16	0	0	2	0	0	0	18	0	51

Table 4 Probability distribution.

relevant word	生産	開始	IMV	ネットトヨタ	トヨタカローラ	新型	輸出	年産	リース	構築
frequency	148	119	95	72	122	105	93	70	61	51
Probability	0.158	0.127	0.101	0.077	0.130	0.112	0.099	0.075	0.065	0.054

Table 5 Summary of WEB retrieval result(keyword:Toyota,Honda).

rank 1: <a href="http://www.amazon.co.jp/exec/obidos/ASIN/43340311611">http://www.amazon.co.jp/exec/obidos/ASIN/43340311611</a> トヨタ式とホンダ流どこが違うかー“大衆・規模・道具のトヨタ”vs.“個性・効率・趣味のホンダ” 二〇〇一年九月の中間連結決算で、過去最高益を達成したトヨタとホンダ。ドコモ、ソニーの“失速”という状況の下、日本を真の意味で牽引する企業は、もはやこの二社をおいて存在しない。本書はトヨタ・張、ホンダ・吉野の両社長のインタビューをはじめ、製造、販売の現場、そして米国、欧州の現地工場への徹底した取材を通して、両社の強さの秘密、知られざる苦悩、そしてライバルに対する思いなどを浮き彫りにする。
rank 2: <a href="http://helicopt.hp.infoseek.co.jp/honda.html">http://helicopt.hp.infoseek.co.jp/honda.html</a> トヨタ自動車の試験機は「トヨタ・アドバンスド・エアクラフト」(TAA)と呼ばれる概念実証のための実験機である。初飛行は去る5月31日カリフォルニア州モハービ飛行場でおこなわれた。これをトヨタは単なる「フィジビリティ・スタディ」のためとしている。
rank 3: <a href="http://www.fourin.com/jp/repo5-5.html">http://www.fourin.com/jp/repo5-5.html</a> FOURIN - トヨタ VS ホンダ 国内の圧倒的なシェアを確立し、その磐石な財務を背景に世界戦略を着々と進めるトヨタ自動車。その背後に迫るのはかつてのライバル日産ではない。RVで国内市場を建て直し、海外展開ではトヨタを凌ぐ収益力を備えた本田技研工業である。両社の国内・外の生産・販売体制から技術開発、部品業界に対するスタンス、そしてグループ戦略まで徹底比較。各項目に豊富なデータ、図表を添付。この一冊で両社が分かる!! 総論トヨタの深謀、ホンダの野望
rank 4: <a href="http://response.jp/issue/2004/0225/article58100_1.html">http://response.jp/issue/2004/0225/article58100_1.html</a> 各セグメントでの「最もリースがおトクなモデル」は、ミッドサイズカーではホンダ『アコード』、ミニバンでは『オデッセイ』、小型SUVでは『CRV』、クロスオーバーでは『パイロット』、小型トラックではトヨタ『タコマ』、大型SUVでは『セコイア』、フルサイズトラックでは『タンドラ』、ミッドサイズSUVでは『4ランナー』、準ラグジュアリーではレクサス『ES330』、とトヨタとホンダが独占。
rank 7: <a href="http://cui2i.at.infoseek.co.jp/fragment/fltubo4.html">http://cui2i.at.infoseek.co.jp/fragment/fltubo4.html</a> オールホンダ参戦をやめたのは、アメリカ・ホンダの反対があったからという。ホンダは、多数の技術研究所・2輪・自動車製造/販売・販売のためのファイナンス会社・サーキット経営会社・HRC(2輪レース)やHPDなどレースを支援するための組織などを全国に置くグループ企業である。そして、アメリカはホンダにとって大きなマーケットだ。