

オートモーティブ分野向け画像センシング技術の開発

Development of Image Sensing Technology for Automotive Field

西村 洋文
Hirofumi Nishimura

曹 芸芸
Yunyun Cao

南里 卓也
Takuya Nanri

黒河 久
Hisashi Kurokawa

岡 兼司
Kenji Oka

要 旨

小型ステレオカメラを実現する高精度測距技術、および低照度環境用の歩行者認識技術を開発した。前方監視用の車載ステレオカメラを小型化するためには高精度な画像マッチングが必要である。逆位相フィルタを用いた高精度サブピクセル推定方式を開発し、ルームミラーサイズ（基線長12 cm）の試作カメラで測距誤差の標準偏差が従来法の5.7倍と大幅に改善できることを確認した。また、夜間の十分な照度を確保できない低照度環境の画像はノイズが増大しパタン認識の性能が劣化する。ノイズ頑健性を改善するための子領域を用いたLBP（Local Binary Pattern）画像特徴抽出方法を開発し、夜間画像（5 lx程度）に有効であることを確認するとともに、公開されている昼間の歩行者画像データを用いた評価により認識率が94%@FPPW 0.05と高性能であることを確認した。

Abstract

This paper proposes a high-accuracy ranging method for small-size stereo cameras, and a pedestrian recognition method for night/dark environments for automotive applications. Employing Inverted Phase Filter (IPF), sub-pixel accuracy for ranging is improved. The proposed method is evaluated on a prototype stereo camera with the size similar to that of a rear-view mirror (baseline of 12 cm). The result shows that the standard deviation of the measurement error is reduced by 5.7 times compared to conventional method. Moreover, an enhancement feature, Magnituded Area-and-Zone-Enhanced (MAZE) Local Binary Pattern (LBP), is proposed for pedestrian classification. The experimental results show its effectiveness in night/dark environments while still achieving a high performance of 94% @FPPW0.05 on a public daytime pedestrian database.

1. はじめに

近年、北米でKT法（Kids Transportation Safety Act）が制定されたように交通事故削減のための安心・安全機能のニーズが高まっている。これらの機能の実現に向け、当社ではステレオ測距技術や歩行者認識技術などの画像センシング技術を開発している。

(1) ステレオ測距技術

接近物警報や衝突軽減を実現するためには、車両のルームミラー近傍に設置したステレオカメラを用いて、車両前方の障害物までの距離を測定する必要がある。ス



第1図 ルームミラーに内蔵した場合のステレオカメラのイメージ図

Fig. 1 Image of stereo camera embedded in rear-view mirror

テレオカメラは三角測量の原理により対象物までの距離を測るため、基線長（2つのカメラの間隔）の伸張は測距精度には有利である（現行商品は35 cm程度）。しかし、車室内での設置性の観点では基線長は短縮することが好ましい。例えば、現行商品の半分程度のサイズに小型化することにより、ルームミラーの背面に配置（第1図）するなど設置性を向上することができる。

(2) 歩行者認識技術

従来、歩行者認識技術は、道路脇の歩行者の警報など、車両の前方監視向けに開発が進められてきた。前方監視の場合は夜間でもヘッドライトなどの投光器により十分な照度を確保できるが、リアビューカメラやDSSS（Driving Safety Support Systems）などの路側に設置するカメラに応用する場合には、夜間において十分な照度を確保できない。低照度環境の画像はノイズが増大し認識性能が劣化するため、ノイズに頑健な歩行者認識技術が必要となる。

本稿では、2章にステレオカメラを小型化するための高精度測距技術、3章にノイズに頑健な低照度歩行者認識技術について説明する。

2. 高精度測距技術

ステレオカメラによる測距は、左右のカメラに撮像される対象物の位置のズレ（視差）をステレオマッチング技術により測定し、三角測量の原理に基づいて距離を算出する。小型化のために基線長を短くすると視差も小さくなるため高精度なステレオマッチング技術が必要になる。

2.1 従来のステレオマッチング技術

従来方式として、SAD (Sum of Absolute Difference) 方式と、POC (Phase Only Correlation) 方式[1]がある。SAD方式は、SAD値（画素値の差分絶対和）を評価関数として左右画像の同じ位置を検索し、1ピクセル以下の視差はSAD値に等角直線フィッティングを行い視差を算出する。SAD方式は比較的演算量が少ないが視差算出精度は1/4画素程度に過ぎない。一方POC方式は、左右画像の画素値を信号列とみなして、信号の位相差から視差を算出するものであり、理想環境では1/100画素との報告もあるが、評価関数が、第2図に示すようにフーリエ変換を多用するため演算量が膨大になる。

筆者らはPOC方式の測距精度を維持しつつSAD方式レベルの低演算量を実現するIPF (Inverted Phase Filter：逆位相フィルタ) 方式を開発した。

1次元位相限定相関関数：
$$r(n) = \frac{1}{N} \sum_{k=-M}^M R(k) W_N^{-kn}$$

但し、
$$R(k) = \frac{F(k)\overline{G(k)}}{|F(k)\overline{G(k)}|} = e^{j(\theta_s(k) - \theta_o(k))}$$

$F(k), G(k)$: $f(n), g(n)$ のフーリエ変換
 $f(n), g(n)$: 左右カメラの基線長方向の1次元輝度信号
 $\overline{G(k)}$: $G(k)$ の複素共役

第2図 位相限定相関関数
Fig. 2 Phase only correlation function

2.2 IPF方式の処理概要

IPF方式の処理は、大別して、ピクセル（1画素）レベルの位置合わせと、サブピクセル（1画素以下）レベルの視差推定の2つの処理で構成している。

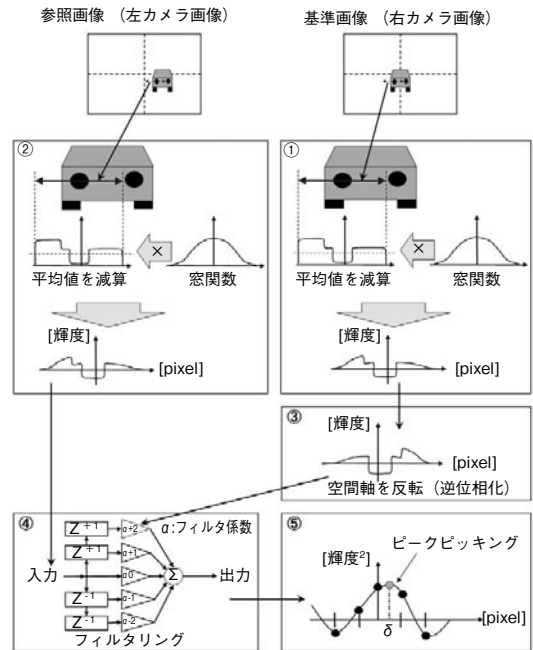
[1] ピクセルレベルの位置合わせ

ピクセルレベルの位置合わせにはSAD方式と同様に、演算量が少ないSAD値を利用する。つまり、右カメラの画像を基準画像、左カメラの画像を参照画像とすると、基準画像のすべての画素位置に対して参照画像を走査し、SAD値が最小となる位置をピクセルレベルの視差と

する。

[2] サブピクセルレベルの視差推定

画素以下のサブピクセルレベルの視差の推定処理の流れを、第3図に示す。初めに、基準画像と参照画像から水平方向の画素信号列を窓関数により切り出す（第3図の①②）。このとき、窓掛けによる影響を抑えるために、切り出されるデータの平均輝度を減算して直流成分の除去を行う。切り出し位置は、前段のピクセルレベルの対応位置を窓関数の中心とする。次に、基準画像から切り出した信号列の配列順を逆にし（逆位相にし）FIR (Finite Impulse Response) フィルタの係数とする（第3図の③）。このFIRフィルタに参照画像から切り出した信号列を入力すると、出力には左右対称で中央にピークのある波形が出力される（第3図の④）。このピーク位置を正確に求め、サブピクセルレベルのズレ（視差）とする（第3図の⑤）。



第3図 サブピクセル視差推定の概念図
Fig. 3 Diagram of sub-pixel estimation

2.3 高精度な理由とPOC方式との相違

左右画像から切り出した信号にズレがなく完全に同じ信号の場合を考えると、この処理は逆位相の信号列の畳み込み演算であるため、出力信号は完全な零位相特性をもち、必ず中央にピークが出現する。さらに、このフィルタ演算は線形空間不変システムであるため左右画像にサブピクセルのズレがある場合、出力信号のピーク位置も同じサブピクセルだけズレることになる。つまり、IPF方式は以下の3つの前提条件が成り立てば、サブピクセルレベルの視差の真値を算出可能である。

- ① 画像データをデジタル信号とみなした場合に、サンプリング定理が成り立つこと
- ② 切り出した左右画像の信号列がサブピクセルのズレ以外はまったく同じ信号とみなせること
- ③ 出力信号のピーク位置をサンプリング定理に従い sinc関数補間により抽出すること

IPF方式のフィルタリング処理を、第2図のPOC方式のように周波数領域で表現すると $G(k)\overline{F(k)}$ となる。すなわち、POC方式は周波数領域でパワーを正規化した関数モデルにより位相差を算出するのに対し、IPF方式は左右対称波形モデルにより位相差のみに注目し視差を算出する方法である。よって、位相差の算出精度は理論的に同等であるが、IPF方式はPOC方式が多用するフーリエ変換を用いないため演算量を大幅に削減することができる。

2.4 サブピクセル推定精度評価

ステレオマッチング方式の限界値を確認するための理想環境評価と、車載カメラでの実環境評価を実施した。

(1) 理想環境評価

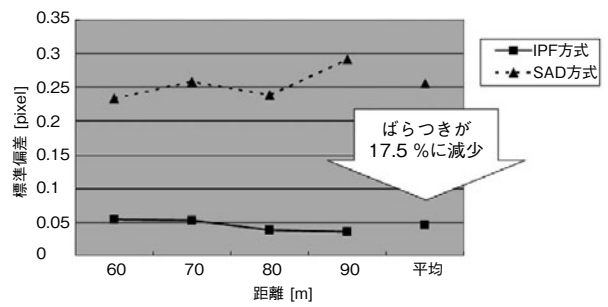
IPF方式において上記の前提条件がどの程度成立するか検証するため、理想環境における評価を行った。評価環境は、キャリブレーション（レンズ歪（ひずみ）補正／平行化補正の前処理）の誤差を除外するために、マイクロメータ台座に設置した単眼カメラを光軸垂直方向に平行移動することで精密な擬似ステレオカメラを模擬した。被写体はランダムパタンの平面ボードとした。評価指標は、(1)式に示すように、被写体中心の100×100画素領域から算出した視差結果 δ_i [pixel] に対して、マイクロメータの平行移動量 Δ_i [mm] に定数 a [pixel/mm] を掛けて算出した実値との差 ε_i を用い、500 μ mから625 μ mまで平行移動させた場合のRMS (Root Mean Square) Errorとした。

$$\varepsilon_i = \delta_i - a \times \Delta_i \dots \dots \dots (1)$$

高精度が報告されているPOC方式と比較評価した結果、IPF方式は0.0093、POC方式は0.0093と同等精度であり、IPF方式がPOC方式と同様に1/100画素以下の精度を実現可能であることを確認した。さらに、IPF方式の処理時間はPOC方式に比べPC上で34倍高速であり、IPF方式は精度を維持して高速な方式であることを確認した。

(2) 実環境評価

車載環境における精度の評価を行った。車載したステレオカメラは基線長12 cm、水平画角25°、VGA (Video Graphics Array) 画像であり、晴天時の当社構内において、距離60 m、70 m、80 m、90 mに配置した静止車両の背面を撮影した。評価指標はキャリブレーション誤差を除外するために、視差のばらつきを標準偏差で計算した。



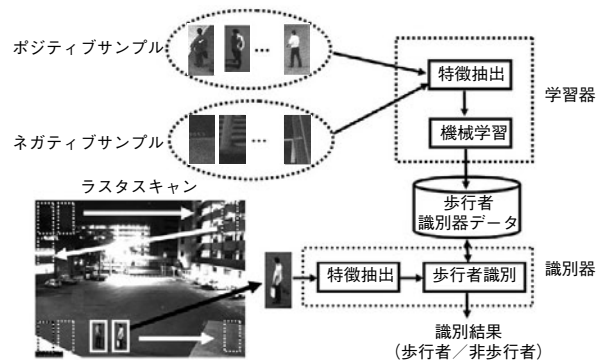
第4図 車載環境における視差精度評価結果
Fig. 4 Experimental results in on-vehicle condition

第4図に示すようにIPF方式は視差のばらつきが従来SAD方式に対して17.5%で、マッチング精度は5.7倍(0.175の逆数)あり、実環境においても適用可能であることを確認した。

3. 低照度歩行者認識技術

一般的に画像のパターン認識は、大量のPositive (検出対象) サンプルとNegative (非検出対象) サンプルからなる学習画像DB (Database) を用い統計的な学習計算により識別器を作成する。認識時はこの識別器を用い識別する。一般的にPositiveサンプルとNegativeサンプルはすべて同じサイズの画像であり、パターン認識は学習計算に用いたサンプルサイズのみを識別できる。歩行者認識処理の概略を、第5図に示す。撮影画像の中から歩行者を認識するには、検出対象領域画像を拡大／縮小し、サンプルサイズの窓でラスタスキャンし識別処理を繰り返し行う。

高性能の歩行者認識技術を開発するには、学習DBと学習方式、および特徴抽出方式が重要な要素である。特徴抽出とは画像情報を統計処理にかけるために一定領域の画像から特徴量と呼ばれるベクトルを生成すること



第5図 歩行者検出システムの概略図
Fig. 5 Overview of pedestrian detection system

である。特に、低照度環境ではゲインノイズが増加するためノイズに頑健な特徴抽出方式が必要になる。

3.1 従来的特徴抽出方式

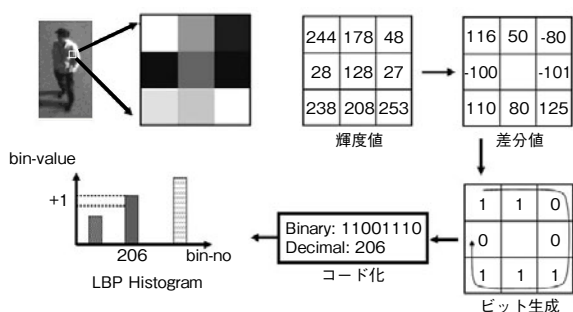
従来方式としてLBP Histogramという特徴量抽出方式が提案されている[2]。LBPとは、ある注目画素に対し近傍画素との輝度値の大小関係から0/1のビットを生成しコード化する方式である。第6図に近傍8画素を用いた8ビットのLBPの例を示す。このLBPコードを一定範囲のすべての画素に対して生成し、LBPコードに分類してヒストグラムを作成したものがLBP Histogramである。

また、注目画素の座標を[0, 0]、参照画素の座標を(2)式で表現し、LBPを拡張したMulti-scale LBPが提案されている。

$$[R \cos(2\pi p/P), R \sin(2\pi p/P)] \cdots \cdots (2)$$

where $0 \leq p < P$

LBPは $P=8$ 、 $R=1$ として近傍3×3領域とした場合に当たり、 R を複数用いて広い範囲のマクロ特徴を抽出している。



第6図 基本8-ビットLBP ヒストグラム
Fig. 6 Histogram of basic 8-bit LBP

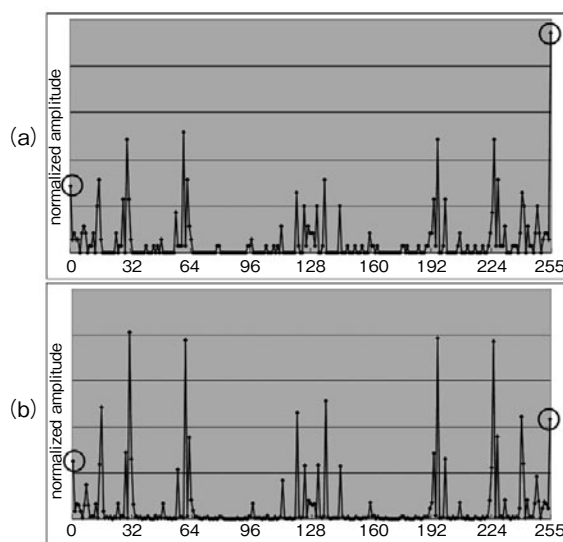
3.2 MAZE-LBP方式

LBPは画素値の大小関係が1つでも異なるとまったく別のコードになってしまうため、ノイズ耐性を強化するためにMAZE (Magnitued Area-and-Zone-Enhanced) LBP方式を開発した。

[1] Magnitued-LBP

従来方式では、各注目画素のLBPコードに対応するヒストグラムのbinに対し、+1の演算で特徴量を生成している。Magnitued-LBPはヒストグラムを生成する際に+1の演算ではなく、注目画素と各参照画素の差分の絶対値の和でmagnitudeを計算し、これを加算することによりテクスチャが強い画素のLBPコードに重みを置くようにした。第6図の例ではbin 206には+1の演算ではなく、magnitudeを用いて+762の演算を行う。magnitudeを用いることにより、鮮明なパターンが重要視され、夜間など低

照度の環境で生じやすいゴマ塩ノイズ (ランダムに発生する暗い画素と明るい画素) など信用性の低い情報から生成したパターンは軽視されると考えられる。第7図に、約1万枚の夜間歩行者サンプルから生成したLBPとMagnitued-LBPの平均値を示す。注目画素に塩ノイズ(明るくなるノイズ)があるとき、近傍領域より高い輝度になり、LBPは[00000000]、すなわち十進数の0になり、ゴマノイズ(暗くなるノイズ)があるとき、近傍領域より低い輝度になり、LBPは[11111111]、すなわち十進数の255になる。よって、これらはヒストグラムのbin 0とbin 255に加算される。第7図 (a) と (b) の間でbin 0とbin 255を比較すると、ゴマ塩ノイズの影響は軽減されていることが確認できる。また、Magnitued-LBPによるヒストグラムはピークが強調されていることも確認できる。

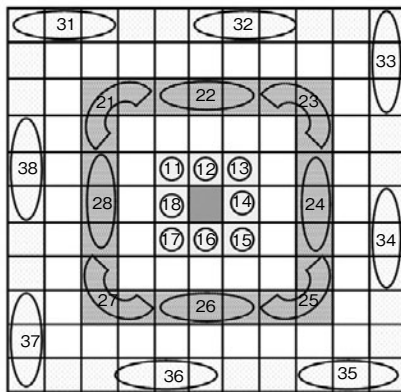


第7図 基本LBPとMagnitued LBPのヒストグラムの比較図
(a) 基本LBP ヒストグラム (b) Magnitued LBP ヒストグラム
Fig. 7 Comparison of basic LBP histogram and the Magnitued LBP histogram
(a) Basic LBP histogram (b) Magnitued LBP histogram

[2] Area-and-Zone-Enhanced LBP

Multi-scale LBPでマクロの特徴を表すには、(2)式の R を複数用い、離れた(距離 R)画素も用いてLBPコードを求める。しかし、 R を複数用いることにより利用される画素数も増加し、低照度環境においては参照画素にノイズ画素が混入する可能性が比例して増加し、その結果、LBPコードが異なるコードになる可能性も比例して増加する。

そこで、マクロ特徴を抽出する際に、個々の参照画素を用いるのではなく、参照先を子領域 (Area) に分けて、各子領域の輝度平均を用い、注目画素との差分を計算す

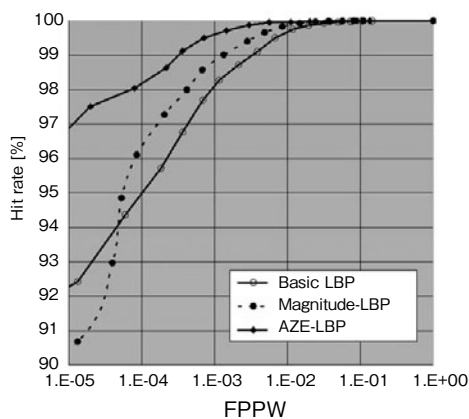


第8図 提案AZE LBPのArea-and-Zoneの一例

Fig. 8 One example of Area-and-Zone for proposed AZE LBP

る。子領域の配置は、カメラの一般的なMTF (Modulation Transfer Function) 特性を考えると隣接画素では大きな輝度変化は存在しないため1つの子領域を2～3画素で構成し、子領域を1～2画素の間隔で配置する。第8図は、注目画素からの距離 (Zone) を3段階に設定した場合のAZE LBP の一例である。この場合、距離ごとに3つの8-bitのバイナリパターンを生成し、特徴次元数は $3 \times 256 = 768$ になる。

第9図に夜間画像DBを用いた検出性能比較を示す。評価に用いた夜間画像は5 lx程度の屋外を定点カメラで撮影し歩行者部分を1万枚切り出してPositiveサンプルを作成した。学習アルゴリズムにはSVM (Support Vector Machine) を用いた。誤検出率FPPW (False Positive per Window) が $1.0E-04$ のとき、LBPと比較しMagnituded-LBPは1.2ポイント、AZE-LBPは3.2ポイント検出率が向上した。

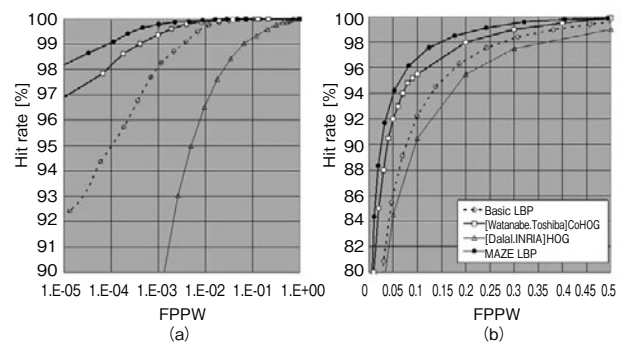


第9図 夜間環境での性能評価

Fig. 9 Performance comparison at night environment

3.3 検出性能ベンチマーク

Magnituded-LBPとAZE-LBPを組み合わせたMAZE-LBPの性能評価結果を、第10図に示す。夜間評価には各ベンチマーク手法を論文に基づき実装し、前述の当社夜間歩行者画像DBを用いて行った。昼間評価には公開されている歩行者画像DBとしてDaimler2006 DB[3]を用いた。CoHOGとHOGの性能ROCカーブは論文で発表された値である。学習方式にはSVMを用いた。MAZE-LBPは夜間環境のみならず、昼間環境でも $94\% @ FPPW 0.05$ と高い性能を実現していることを確認できる。



第10図 ベンチマーク性能比較評価

(a) 当社夜間歩行者DB (b) Daimler2006 DB

Fig. 10 Evaluation result of benchmark on

(a) Panasonic night-view DB (b) Daimler2006 DB

4. まとめ

本稿では、オートモーティブ分野の安心・安全を高める画像センシング技術として高精度測距技術、低照度歩行者認識技術を述べた。測距技術については、IPF方式の採用により、視差検出の精度を従来方式の5.7倍に改善した。これは基線長を従来の半分にした場合でも2倍以上の精度を確保できることに相当する。歩行者認識技術については、MAZE-LBP方式と低照度環境の学習/評価画像DBを開発した。低照度環境において本方式の認識性能の頑健性を確認するとともに、昼間の認識性能も公開画像DBを用いたベンチマークにより $94\% @ FPPW 0.05$ と高性能であることを確認した。

今後、測距技術に関してはハード化を行うとともに物体検出も含めたプロトタイプ開発を行い、実走評価などを通して完成度を高めていく。歩行者認識技術は汎用的なASIC (Application Specific Integrated Circuit) を実現するために、昼/夜の識別器を共通化するための、階層化/並列化した識別器モデルの学習方式の開発に取り組む。

参考文献

- [1] K. Takita et al., “High-accuracy subpixel image registration based on phase-only correlation,” ICE Transactions on Fundamentals, vol.E86-A, no.8, pp.1925-1934, 2003.
- [2] T. Ojala et al., “Multiresolution gray-scale and rotation invariant texture classification with local binary patterns,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.24, no.7, pp.971-987, 2002.
- [3] S. Munder et al., “An experimental study on pedestrian classification,” IEEE Transactions on Pattern Analysis and Machine Intelligence, vol.28, no.11, pp.1863-1868, 2006.

執筆者紹介



西村洋文 Hirofumi Nishimura
 東京R&Dセンター セキュリティ・セーフティ
 システム開発室
 Security & Safety Systems Development Office, Tokyo
 R&D Center



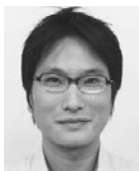
曹 芸芸 Yunyun Cao
 東京R&Dセンター セキュリティ・セーフティ
 システム開発室
 Security & Safety Systems Development Office, Tokyo
 R&D Center
 博士（工学）



南里卓也 Takuya Nanri
 東京R&Dセンター セキュリティ・セーフティ
 システム開発室
 Security & Safety Systems Development Office, Tokyo
 R&D Center



黒河 久 Hisashi Kurokawa
 東京R&Dセンター セキュリティ・セーフティ
 システム開発室
 Security & Safety Systems Development Office, Tokyo
 R&D Center



岡 兼司 Kenji Oka
 セミコンダクター社 汎用LSIビジネスユニット
 Application Specific Standard Products Business
 Unit, Semiconductor Company
 博士（情報理工学）