

Waldemar MINKINA, Sebastian DUDZIK
Instytut Elektroniki i Systemów Sterowania,
Zakład Techniki Mikroprocesorowych, Automatyki i Pomiarów Ciepłych
Politechnika Częstochowska

SYMULACYJNA ANALIZA NIEPEWNOŚCI ALGORYTMU PRZETWARZANIA TORU POMIAROWEGO KAMERY TERMOWIZYJNEJ THERMACAM PM 595

Streszczenie. W pracy przedstawiono wyniki symulacyjnej analizy niepewności algorytmu przetwarzania toru pomiarowego kamery termowizyjnej ThermaCAM PM595. Niepewność algorytmu przetwarzania definiuje się jako miarę rozrzutu wartości wielkości wyjściowej (temperatury obiektu T_{ob}) wokół wartości oczekiwanej tej wielkości. W pracy założono, że wielkości wejściowe modelu pomiaru reprezentowane są przez zmienne losowe o zadanych funkcjach gęstości prawdopodobieństwa. Dla celów analizy przyjęto, że niepewność algorytmu przetwarzania jest modelowana odchyleniem standardowym eksperymentalnym wielkości wyjściowej. W pracy przedstawiono wyniki symulacji składowych niepewności złożonej algorytmu przetwarzania dla dwóch wartości odległości pomiędzy kamerą a badanym obiektem. Dodatkowo, opisano Iteracyjny Algorytm Korelacyjny (IAK). IAK wykorzystano jako narzędzie do badania wpływu korelacji pomiędzy wybranymi zmiennymi wejściowymi modelu pomiaru na złożoną niepewność standardową algorytmu przetwarzania.

SIMULATION ANALYSIS OF UNCERTAINTY PROCESSING OF THE THERMACAM PM595 THERMOVISION CAMERA MEASUREMENT ALGORITHM

Summary. In the paper the results of simulation analysis of uncertainty of ThermaCAM PM595 thermovision camera measurement algorithm were presented. The uncertainty of measurement algorithm were defined as measure of spread values of output quantity (object temperature T_{ob}) around its expected value. In paper it was assumed, that input quantities of measurement model are represented by random variables about density of probability functions determined. For the analysis purposes, it was assumed, that the uncertainty of measurement algorithm is modelled by experimental standard deviation of output quantity. In the paper the simulations results of components of uncertainty for two distances between camera and object was presented. Additionally, it was described Iteration Correlation Algorithm (ICA). ICA was used as tool for researching the influence of correlation between two chosen input variables on uncertainty of measurement algorithm.

1. WPROWADZENIE

Analiza błędu pomiaru temperatury systemem termowizyjnym była przedmiotem prac [1,2,3]. W niniejszej pracy przedstawiono wyniki symulacyjnej analizy wrażliwości modelu pomiaru opartej na pojęciu niepewności algorytmu przetwarzania. Dla celów analizy przyjęto, że:

- 1) Wielkości wejściowe modelu pomiaru są reprezentowane przez zmienne losowe o zadanym rozkładzie częstości. Zmienne te będą dalej nazywane zmiennymi wejściowymi.
- 2) Niepewność algorytmu przetwarzania jest miarą rozrzutu wartości zmiennej losowej wyjściowej wokół wartości oczekiwanej tej zmiennej.
- 3) Wartość oczekiwana oraz miara rozrzutu zmiennych wejściowych są modelowane przez parametry rozkładu tych zmiennych – odpowiednio średnią arytmetyczną oraz odchylenie standardowe eksperymentalne.
- 4) Przy odpowiednio dużej liczbie realizacji zmiennych wejściowych średnia arytmetyczna oraz odchylenie standardowe eksperymentalne są nieobciążonymi estymatorami wartości oczekiwanej i odchylenia standardowego [4,5].

Badania symulacyjne przeprowadzono z wykorzystaniem autorskiego oprogramowania stworzonego w Zakładzie Technik Mikroprocesorowych, Automatyki i Pomiarów Ciepłych Politechniki Częstochowskiej. Oprogramowanie do symulacji niepewności powstało w środowisku MATLAB 6.5. Wykorzystano wbudowane funkcje tego środowiska umożliwiające wygenerowanie modelowych zmiennych losowych reprezentujących wielkości wejściowe. Rozkłady częstości zmiennych określone są poprzez ciągi estymatorów funkcji gęstości prawdopodobieństwa o parametrach zadawanych w trakcie symulacji [6]. W pracy przeanalizowano wpływ wartości parametrów rozkładów pięciu (opisanych niżej) zmiennych wejściowych na wartości parametrów ciągu estymatorów funkcji gęstości prawdopodobieństwa zmiennej wyjściowej algorytmu przetwarzania. W symulacjach wykorzystano dwa typy rozkładów częstości: logarymiczny normalny oraz jednostajny. W trakcie badań wyznaczono składowe niepewności algorytmu przetwarzania związane z wpływem poszczególnych wielkości wejściowych na niepewność łączną. Symulacje pozwoliły na oszacowanie poziomów ufności wyznaczanych parametrów rozkładów. Dodatkowo przeprowadzono analizę wpływu stopnia korelacji wybranych zmiennych wejściowych na wartości parametrów rozkładu wielkości wyjściowej. Wyniki analizy przedstawiono w formie tabel i wykresów.

2. ALGORYTM PRZETWARZANIA. MODEL POMIARU

Przetwarzanie sygnału pomiarowego w torze pomiarowym kamery termowizyjnej ThermoCAM PM595 można podzielić na następujące etapy [7]:

- detekcja promieniowania podczerwonego dokonywana przez matrycę detektorów,
- linearyzacja oraz kompensacja temperaturowa sygnałów pochodzących od poszczególnych detektorów, zwana kalibracją matrycy detektorów lub mapowaniem (ang. mapping),
- przetwarzanie skompensowanego sygnału zgodnie z odpowiednim modelem pomiaru dokonywane przez algorytm przetwarzania toru pomiarowego.

W pracy przyjęto następujący model pomiaru systemem termowizyjnym [1, 2]:

$$u = \varepsilon_{ob} \cdot P_{aim} \cdot u_{ob} + P_{aim} \cdot (1 - \varepsilon_{ob}) \cdot u_0 + (1 - P_{aim}) \cdot u_0, \quad (1)$$

gdzie: u – sygnał odpowiadający całkowitej gęstości strumienia promieniowania cieplnego docierającego do detektora, u_{ob} – sygnał odpowiadający gęstości strumienia promieniowania

własnego obiektu, ε_{ob} – pasmowy współczynnik emisyjności obiektu, P_{atm} – współczynnik przepuszczania atmosfery, u_o – sygnał z detektora odpowiadający gęstości strumienia promieniowania cieplnego otoczenia. Model ten stanowi podstawę działania algorytmu przetwarzania. Przekształcając wzór (1), można wyznaczyć wartość temperatury obiektu jako [2]:

$$T_{ob} = \frac{B}{\ln\left(\frac{R}{u_{ob}} + F\right)}, \quad (2)$$

gdzie: R, B, F - stałe wzorcowania kamery, T_{ob} - temperatura obiektu.

W modelu pomiaru (1) istotną rolę gra współczynnik P_{atm} . Jest on funkcją trzech zmiennych: wilgotności ω , odległości od obiektu d oraz temperatury atmosfery T_{atm} [1]:

$$P_{atm} = f(\omega, d, T_{atm}). \quad (3)$$

Dodatkowo występuje tu 8 współczynników dobranych empirycznie, które są inne dla każdego podzakresu kamery. Jawna postać funkcyjna modelu (3) jest zastrzeżona przez producenta kamery [8]. Została ona udostępniona autorom jedynie dla celów badawczych, dlatego w niniejszym artykule nie można podać jej pełnej postaci.

Na podstawie powyższego można sprecyzować matematyczny model pomiaru temperatury jako funkcję pięciu zmiennych:

$$T_{ob} = f(\varepsilon_{ob}, T_{atm}, T_0, \omega, d), \quad (4)$$

gdzie: ε_{ob} - pasmowy współczynnik emisyjności obiektu, T_{atm} - temperatura atmosfery, T_0 - temperatura otoczenia, ω - wilgotność względna, d - odległość od obiektu.

3. METODYKA BADAŃ SYMULACYJNYCH

Symulacyjne badania niepewności algorytmu przetwarzania obejmowały następujące etapy:

1. Wyznaczanie parametrów rozkładów zmiennych wejściowych.
2. Generowanie ciągów estymatorów funkcji gęstości prawdopodobieństwa zmiennych wejściowych o wyznaczonych parametrach, z uwzględnieniem stopnia korelacji tych zmiennych.
3. Symulacja działania algorytmu przetwarzania dla wygenerowanych ciągów estymatorów.
4. Estymacja poziomu ufności niepewności algorytmu przetwarzania.
5. Wyznaczenie współczynnika rozszerzenia w celu oszacowania niepewności rozszerzonej.
6. Analiza wyników symulacji.

Poniżej szczegółowo opisano dwa pierwsze etapy badań, z uwzględnieniem Iteracyjnego Algorytmu Korelacyjnego (IAK).

3.1. Wyznaczanie parametrów rozkładów zmiennych wejściowych

W pierwszym etapie badań symulacyjnych wyznaczono parametry rozkładów częstości zmiennych wejściowych algorytmu przetwarzania. Wykorzystano dwa rozkłady częstości: logarytmiczny normalny oraz jednostajny. Rozkład logarytmiczny normalny zastosowano po to, aby zapewnić stabilność algorytmu numerycznego dla wygenerowanych zmiennych losowych. Dla poprawnego działania algorytmu przetwarzania wartości wielkości wejściowych nie mogą być ujemne.

3.1.1. Rozkład logarytmiczny normalny

Funkcja gęstości prawdopodobieństwa rozkładu logarytmicznego normalnego wyraża się zależnością:

$$p(z) = \frac{1}{z \cdot s \cdot \sqrt{2\pi}} e^{-\frac{(\ln(z)-m)^2}{2s^2}}, \quad (5)$$

gdzie: m, s – parametry logarytmicznego, normalnego rozkładu prawdopodobieństwa. Wartość oczekiwana zmiennej losowej Z dana jest wyrażeniem [4]:

$$E(Z) = \int z \cdot p(z) dz. \quad (6)$$

Na podstawie (5) oraz (6) wartość oczekiwana zmiennej Z dla rozkładu logarytmicznego normalnego wynosi:

$$E(Z) = e^{\left(m + \frac{s^2}{2}\right)}. \quad (7)$$

Wariancja zmiennej losowej Z dana jest wyrażeniem:

$$V(Z) = E\{[Z - E(Z)]^2\}. \quad (8)$$

Na podstawie (5) oraz (8) wariancja dla rozkładu logarytmicznego normalnego wynosi:

$$V(Z) = e^{(2m+2s^2)} - e^{(2m+s^2)}. \quad (9)$$

Rozwiązując układ równań (7) i (9) ze względu na zmienne m i s , uzyskuje się następujące wyrażenia:

$$\begin{cases} m = \ln\left(\frac{E^2(Z)}{\sqrt{V(Z) + E^2(Z)}}\right) \\ s = \ln\left(\sqrt{\frac{V(Z) + E^2(Z)}{E^2(Z)}}\right) \end{cases} \quad (10)$$

Na podstawie układu równań (10) można wyznaczyć takie wartości parametrów m i s rozkładu logarytmicznego normalnego, aby wartość oczekiwana oraz wariancja zmiennej losowej Z były odpowiednio równe $E(Z)$ i $V(Z)$.

3.1.2. Rozkład jednostajny

Funkcja gęstości prawdopodobieństwa rozkładu jednostajnego wyraża się zależnością [4]:

$$p(z) = \begin{cases} \frac{1}{b-a} & \text{dla } a \leq z \leq b, \\ 0 & \text{dla pozostałych } z, \end{cases} \quad (11)$$

gdzie: a, b – parametry.

Na podstawie (6), wartość oczekiwana rozkładu jednostajnego wynosi:

$$E(Z) = \frac{a+b}{2}, \quad (12)$$

natomiast wariancja tego rozkładu:

$$V(Z) = \frac{(b-a)^2}{12}. \quad (13)$$

Biorąc pod uwagę równania (12) i (13), podobnie jak w p. 3.1.1 można wyznaczyć zależności pomiędzy parametrami a , b rozkładu jednostajnego a wartością oczekiwaną i wariancją tego rozkładu. Zależności te można przedstawić jako:

$$\begin{cases} a = E(Z) - \sqrt{3 \cdot V(Z)}, \\ b = E(Z) + \sqrt{3 \cdot V(Z)}. \end{cases} \quad (14)$$

3.2. Generowanie ciągów estymatorów funkcji gęstości prawdopodobieństwa

W symulacyjnych badaniach wrażliwości modelu pomiaru (4) zastosowano algorytm umożliwiający generowanie zmiennych losowych skorelowanych ze sobą z zadaniem współczynnikiem korelacji. Do wygenerowania zmiennych wykorzystano funkcje generatorów pseudolosowych środowiska MATLAB. Poniżej opisano poszczególne etapy oraz wyniki działania Iteracyjnego Algorytmu Korelacyjnego (IAK).

3.2.1. Etapy działania Iteracyjnego Algorytmu Korelacyjnego (IAK)

Równanie korelacji

Niech będzie dana zmienna losowa Z_1 o wartości oczekiwanej $E(Z_1)$ i wariancji $V(Z_1)$. Należy wygenerować zmienną losową Z_2 o zadanej wartości oczekiwanej $E(Z_2)$ i wariancji $V(Z_2)$, skorelowaną ze zmienną Z_1 z zadaniem współczynnikiem korelacji r_{12} . Wprowadźmy nową zmienną Z_3 , taką że:

$$Z_2 = Z_1 + Z_3. \quad (15)$$

Zakładając, że Z_3 jest zmienną niezależną od Z_1 , korelacja pomiędzy Z_2 i Z_1 zależy od wariancji zmiennej Z_3 . Jeżeli pomiędzy Z_1 i Z_2 ma zachodzić korelacja ze współczynnikiem r_{12} , Z_1 i Z_2 muszą spełniać następujące równanie [9]:

$$r_{12} = \frac{\text{cov}(Z_1, Z_2)}{\sqrt{V(Z_1)V(Z_2)}}, \quad (16)$$

gdzie: $\text{cov}(Z_1, Z_2)$ – kowariancja zmiennych Z_1 i Z_2 ; r_{12} – współczynnik korelacji zmiennych Z_1 , Z_2 .

Przekształcając (16), można zapisać równania:

$$r_{12}^2 = \frac{V(Z_1)}{V(Z_2)}, \quad (17)$$

$$V(Z_2) = \frac{1}{r_{12}^2} V(Z_1). \quad (18)$$

Ponieważ pomiędzy Z_1 i Z_3 nie występuje korelacja, można zapisać następujące równanie wariancji:

$$V(Z_2) = V(Z_1) + V(Z_3). \quad (19)$$

Przekształcając (19), otrzymuje się:

$$V(Z_3) = V(Z_2) - V(Z_1). \quad (20)$$

Podstawiając (18) do (20), można otrzymać następujące wyrażenia:

$$V(Z_3) = V(Z_1) \cdot \left(\frac{1}{r_{12}^2} - 1 \right). \quad (21)$$

Przekształcając (21), otrzymujemy równanie korelacji:

$$V(Z_3) = \alpha_{12} \cdot V(Z_1), \quad (22)$$

gdzie: $\alpha_{12} = \frac{1 - r_{12}^2}{r_{12}^2}$.

Skalowanie wygenerowanych zmiennych ze względu na zadane parametry

a) Wariancja

Ponieważ wariancja zmiennej Z_2 , wyznaczona na podstawie (15) z uwzględnieniem (23), różni się od zadanej, w kolejnym etapie IAK przeprowadza skalowanie zmiennej ze względu na zadaną wariancję, zgodnie z następującym równaniem:

$$Z'_2 = Z_2 \cdot \sqrt{\frac{\hat{V}(Z_2)}{V(Z_2)}}, \quad (23)$$

gdzie: $\hat{V}(Z_2)$ - estymator bieżącej wariancji zmiennej Z_2 , $V(Z_2)$ - zadana wartość wariancji zmiennej Z_2 , Z'_2 - zmienna losowa przeskalowana ze względu na zadaną wariancję.

b) Wartość oczekiwana

Po zastosowaniu równania (15) wartość oczekiwana zmiennej Z_2 nie jest równa zadanej wartości oczekiwanej wymaganej dla tej zmiennej. Dlatego też algorytm przeprowadza skalowanie zmiennej ze względu na zadaną wartość oczekiwaną, zgodnie z poniższym równaniem:

$$Z''_2 = Z'_2 + \left(\hat{E}(Z'_2) - E(Z'_2) \right), \quad (24)$$

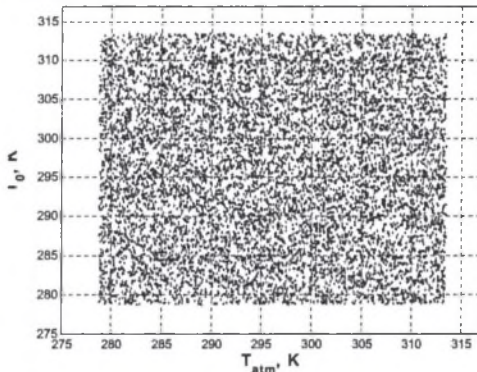
gdzie: $\hat{E}(Z'_2)$ - estymator wartości oczekiwanej zmiennej Z'_2 , $E(Z'_2)$ - zadana wartość oczekiwana zmiennej Z'_2 , Z''_2 - zmienna losowa przeskalowana na zadaną wariancję oraz wartość oczekiwaną.

Z uwagi na to, że estymator wariancji $\hat{V}(Z_2)$ jest również zmienną losową, współczynnik r_{12} przyjmuje wartości zależne od aktualnego stanu zarodka generatora pseudolosowego. Istnieje więc możliwość, że dla zbyt małej liczby realizacji zmiennych Z_1 , Z_3 estymatory wariancji tych zmiennych będą na tyle obciążone, że wartość rzeczywista współczynnika r_{12} będzie różna od wartości zadanej. Dlatego też w opisywanym algorytmie zastosowano powtarzanie procesu generowania zmiennych aż do osiągnięcia wymaganej dokładności. Dodatkową funkcją algorytmu jest rejestrowanie liczby powtórzeń. Wpływ liczby realizacji generowanych zmiennych na liczbę iteracji niezbędnych do osiągnięcia wymaganej dokładności przedyskutowano w p. 3.2.2. W efekcie działania poszczególnych etapów IAK zostają wygenerowane zmienne losowe Z_1 oraz Z_2 o zadanych wariancjach i wartościach oczekiwanych, skorelowane ze sobą w zadanym stopniu.

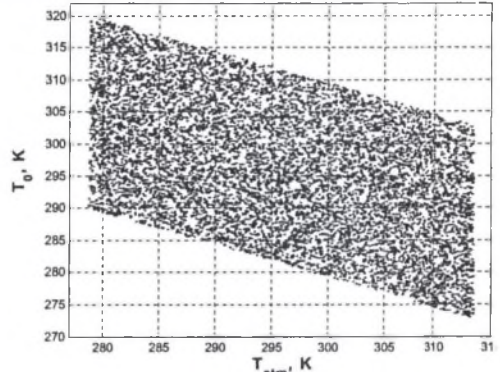
3.2.2. Analiza wyników działania IAK

Działanie IAK zostało przedstawione na przykładzie dwóch zmiennych losowych reprezentujących temperaturę atmosfery T_{atm} oraz temperaturę otoczenia T_0 . W niniejszym artykule analizę przeprowadzono dla opisanego w p. 3.1.2 jednostajnego rozkładu częstości. Ograniczono się do rozkładu jednostajnego, gdyż gwarantuje on najbardziej niekorzystny przypadek uzyskiwanych wartości niepewności. Dodatkowo przeanalizowano wpływ liczby realizacji

wygenerowanych zmiennych na liczbę iteracji algorytmu korelacyjnego dla dwóch zadanych dokładności związanych ze współczynnikiem korelacji. Na rysunkach 1, 2 przedstawiono wyniki działania IAK dla liczby realizacji $N = 10\ 000$ i rozkładu jednostajnego. W tabelach 1, 2 zestawiono liczbę iteracji IAK przy dwóch wartościach dokładności wyznaczenia współczynnika korelacji δr_{12} i zmiennej liczbie realizacji. Badania przeprowadzono dla zarodka inicjowanego wartością 137. Tabele 1, 2, dotyczą rozkładu jednostajnego.



Rys. 1. IAK, rozkład jednostajny, $r_{12} = 0$
Fig. 1. IAK, uniform distribution, $r_{12} = 0$



Rys. 2. IAK, rozkład jednostajny, $r_{12} = -0,5$
Fig. 2. IAK, uniform distribution, $r_{12} = -0,5$

Tabela 1

Liczba iteracji IAK w zależności od liczby realizacji korelowanych zmiennych losowych
(wymagana dokładność $\delta r_{12} = 0,01$)

Liczba realizacji (N)	100	1 000	10 000	100 000
Liczba iteracji IAK (L)	127	123	17	13

Tabela 2

Liczba iteracji IAK w zależności od liczby realizacji korelowanych zmiennych losowych
(wymagana dokładność $\delta r_{12} = 0,005$)

Liczba realizacji (N)	100	1 000	10 000	100 000
Liczba iteracji IAK (L)	685	123	17	13

4. WYNIKI BADAŃ SYMULACYJNYCH

4.1. Wyniki symulacji składowych złożonej niepewności standardowej - zmienne wejściowe nieskorelowane

Poniżej przedstawiono wyniki symulacji składowych złożonej niepewności standardowej. Symulacje przeprowadzono dla trzech wartości temperatur mierzonych: 30°C (303 K), 60°C (333 K) oraz 90°C (363 K). Do symulacji składowych wygenerowano zmienne wejściowe o rozkładzie logarytmicznym normalnym. Symulacje składowych przeprowadzono dla stu wartości niepewności standardowych zmiennych wejściowych. Przyjęte w symulacji wartości wielkości odniesienia i zakresy zmian wartości wielkości wejściowych przedstawiono w tabe-

lach 3, 4. Jak wynika z tabeli 3, badania prowadzono przy dwóch wartościach odległości d pomiędzy kamerą a obiektem, gdyż symulacje miały także na celu zbadanie wrażliwości poszczególnych składowych złożonej niepewności standardowej modelu na zmiany odległości. Jest to niezbędne dla określenia wpływu przepuszczalności atmosfery na składowe niepewności pomiaru.

Tabela 3

Warunki odniesienia przyjęte w symulacjach składowych

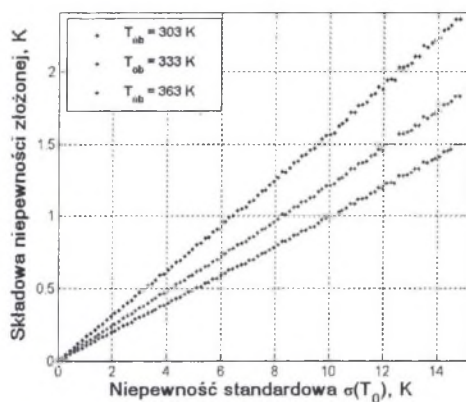
Temperatura atmosfery T_{atm}	Temperatura otoczenia T_0	Wilgotność względna ω	Emisyjność ϵ	Odległość d
296 K	296 K	50%	0,9	50 m, 100 m

Tabela 4

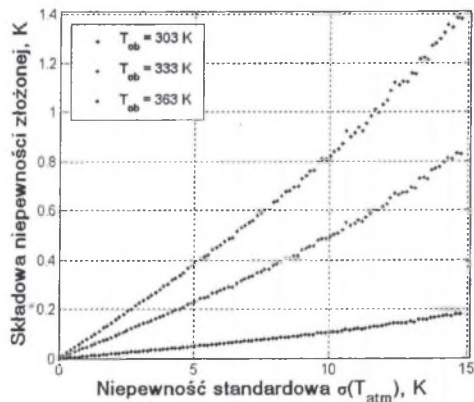
Zakresy zmian niepewności standardowych zmiennych wejściowych przyjęte w symulacjach składowych

Wielkość modelu	Temperatura atmosfery $T_{atm}^{(*)}$	Temperatura otoczenia $T_0^{(*)}$	Wilgotność względna ω	Emisyjność ϵ	Odległość d
Zakres zmian niepewności standardowej względnej	(0 – 5)%	(0 – 5)%	(0 – 10)%	(0 – 30)%	(0 – 10)%

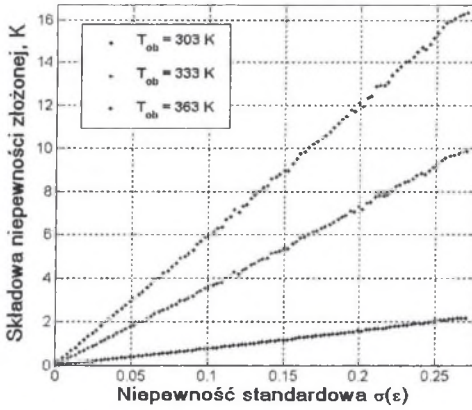
(*) Zakresy procentowe dotyczą temperatury wyrażonej w Kelwinach (MST-90)



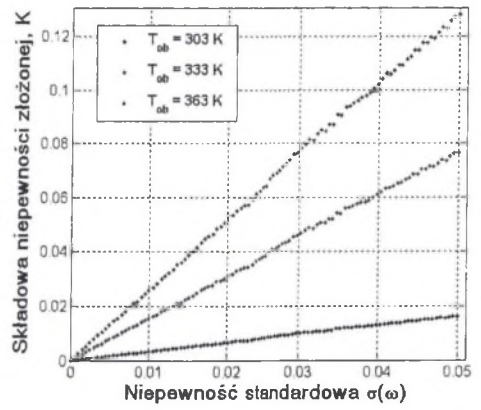
Rys. 3. Składowa związana z T_0 ($d = 50$ m)
Fig. 3. Component connected with T_0 ($d = 50$ m)



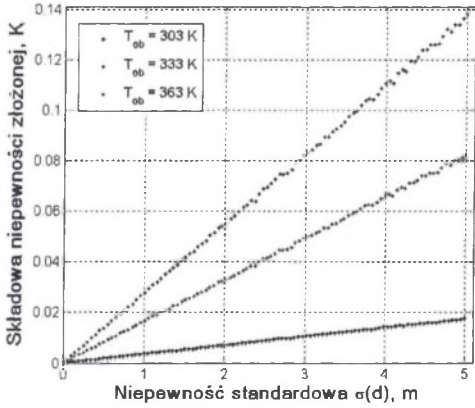
Rys. 4. Składowa związana z T_{atm} ($d = 50$ m)
Fig. 4. Component connected with T_{atm} ($d = 50$ m)



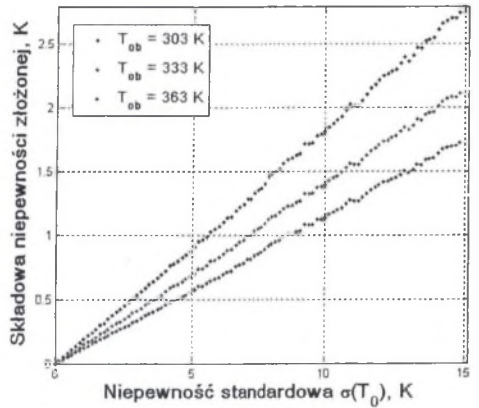
Rys. 5. Składowa związana z ε ($d = 50$ m)
 Fig. 5. Component connected with ε ($d = 50$ m)



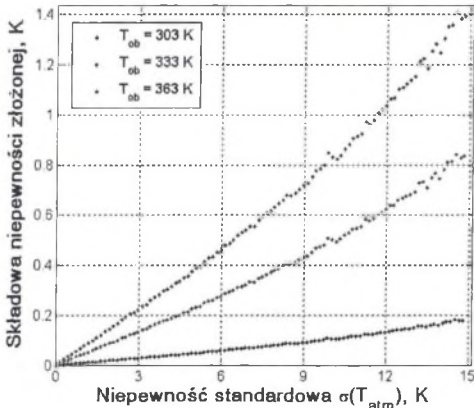
Rys. 6. Składowa związana z ω ($d = 50$ m)
 Fig. 6. Component connected with ω ($d = 50$ m)



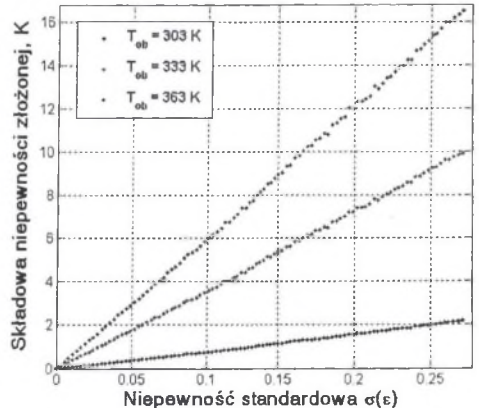
Rys. 7. Składowa związana z d ($d = 50$ m)
 Fig. 7. Component connected with d ($d = 50$ m)



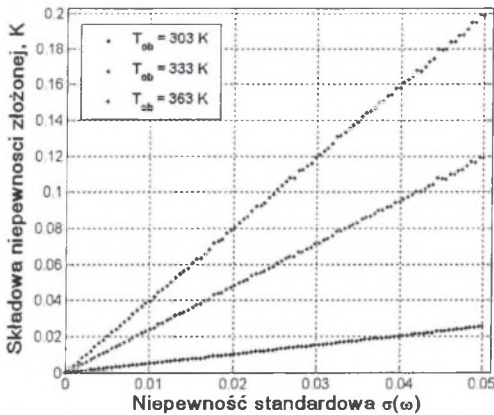
Rys. 8. Składowa związana z T_0 ($d = 100$ m)
 Fig. 8. Component connected with T_0 ($d = 100$ m)



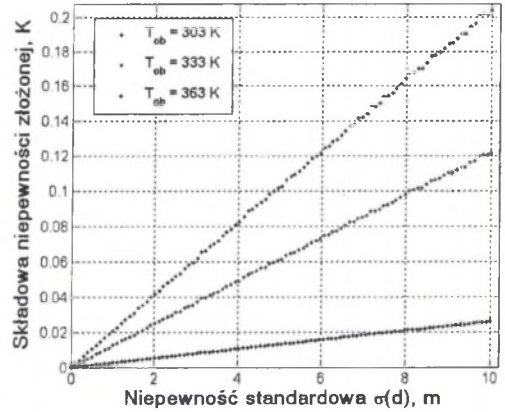
Rys. 9. Składowa związana z T_{atm} ($d = 100$ m)
 Fig. 9. Component connected with T_{atm} ($d = 100$ m)



Rys. 10. Składowa związana z ε ($d = 100$ m)
 Fig. 10. Component connected with ε ($d = 100$ m)



Rys. 11. Składowa związana z ω ($d = 100$ m)
 Fig. 11. Component connected with ω ($d = 100$ m)



Rys. 12. Składowa związana z d ($d = 100$ m)
 Fig. 12. Component connected with d ($d = 100$ m)

4.2. Wyniki symulacji złożonej niepewności standardowej – zmienne wejściowe skorelowane

Poniżej przeanalizowano wpływ korelacji pomiędzy temperaturą otoczenia T_0 a temperaturą atmosfery T_{atm} na wartość złożonej niepewności standardowej pomiaru. Obie temperatury są zazwyczaj mierzone tym samym przyrządem pomiarowym. W takiej sytuacji wysoce prawdopodobne jest, że wyniki pomiarów wyżej wymienionych wielkości będą skorelowane. Warunki odniesienia dla symulacji złożonej niepewności standardowej temperatury obiektu T_{ob} z uwzględnieniem korelacji zestawiono w tabeli 5. Wartości niepewności standardowych względnych wielkości wejściowych zestawiono w tabeli 6. Symulacje złożonej niepewności standardowej temperatury obiektu T_{ob} przeprowadzono dla wielkości wejściowych reprezentowanych przez zmienne losowe o rozkładzie jednostajnym.

Tabela 5

Warunki odniesienia przyjęte w symulacjach złożonej niepewności standardowej

Temperatura atmosfery T_{atm}	Temperatura otoczenia T_0	Wilgotność względna ω	Emisyjność ε	Odległość d	Temperatura mierzona T_{ob}
296 K	296 K	50%	0,9	50 m, 100 m	373 K

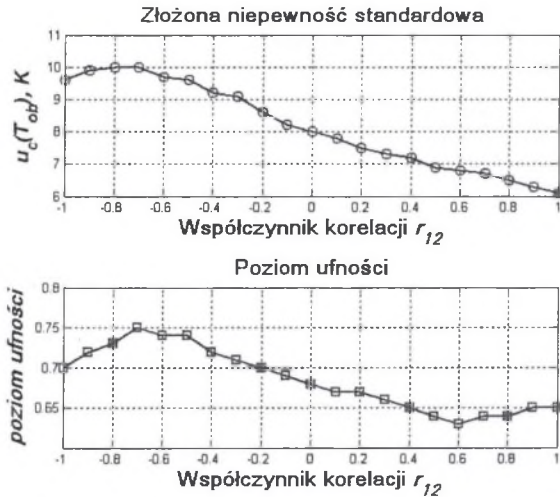
Tabela 6

Wartości niepewności standardowych i niepewności standardowych względnych zmiennych wejściowych przyjęte w symulacjach złożonej niepewności standardowej

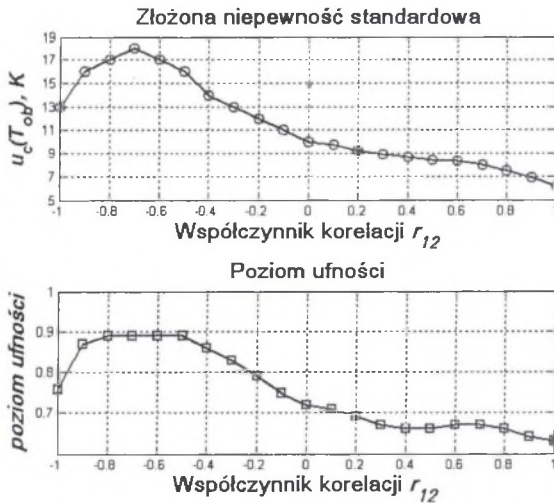
Wielkość wejściowa modelu	Temperatura atmosfery $T_{atm}^{(*)}$	Temperatura otoczenia $T_0^{(*)}$	Wilgotność względna ω	Emisyjność ε	Odległość d
Niepewność standardowa względna	10%	10%	10%	10%	10%
Niepewność standardowa	29,6 K	29,6 K	0,05	0,09	5, 10 m

(*) Wartości procentowe dotyczą temperatury wyrażonej w Kelwinach (MST-90)

Na rysunkach 13 oraz 14 przedstawiono wykresy zależności standardowej niepewności złożonej temperatury obiektu T_{ob} algorytmu przetwarzania oraz związane z nimi poziomy ufności dla różnych współczynników korelacji r_{12} pomiędzy T_0 i T_{atm} oraz dwóch wartości odległości d kamera – obiekt.



Rys. 13. Zależność złożonej niepewności standardowej i poziomu ufności od współczynnika korelacji pomiędzy T_0 i T_{atm} ($d = 50$ m)
 Fig. 13. Relation uncertainty of T_{ob} and level of confidence with correlation factor between T_0 and T_{atm} ($d = 50$ m)



Rys. 14. Zależność złożonej niepewności standardowej i poziomu ufności od współczynnika korelacji pomiędzy T_0 i T_{atm} ($d = 100$ m)
 Fig. 14. Relation uncertainty of T_{ob} and level of confidence with correlation factor between T_0 and T_{atm} ($d = 100$ m)

5. WNIOSKI

- Największy wpływ na niepewność złożoną algorytmu przetwarzania ma składowa niepewności związana z emisyjnością.
- Najmniejszy wpływ na niepewność złożoną algorytmu przetwarzania mają składowe niepewności związane z wilgotnością oraz odległością.
- Wraz ze wzrostem temperatury obiektu rosną wartości składowych niepewności złożonej algorytmu przetwarzania związane z: temperaturą atmosfery, emisyjnością, wilgotnością względną, odległością.
- Wartość składowej niepewności złożonej algorytmu przetwarzania związana z temperaturą otoczenia maleje wraz ze wzrostem temperatury obiektu.
- Wartość składowej niepewności złożonej algorytmu przetwarzania związana z emisyjnością nie zależy od odległości d kamera - obiekt.
- W zależności od stopnia korelacji pomiędzy T_0 a T_{atm} złożona niepewność algorytmu przetwarzania zmienia się w granicach $\pm 25\%$ ($d=50$ m) w odniesieniu do wartości niepewności przy braku korelacji (dla danych z tabel 5, 6).
- W zależności od stopnia korelacji pomiędzy T_0 a T_{atm} złożona niepewność algorytmu przetwarzania zmienia się w granicach $(+80\% -40\%)$ ($d=100$ m) w odniesieniu do wartości niepewności przy braku korelacji (dla danych z tabel 5, 6).
- Uwzględnienie korelacji pomiędzy T_0 i T_{atm} , a także między innymi wielkościami wejściowymi modelu jest bardzo ważne z punktu widzenia poprawnego oszacowania niepewności złożonej.
- Uzyskane wyniki symulacji składowych złożonej niepewności algorytmu przetwarzania dla nieskorelowanych zmiennych wejściowych odpowiadają przebiegom charakterystyk błędów uzyskanych metodami klasycznymi [1].

Literatura

1. Minkina W.: *Pomiary termowizyjne – przyrządy i metody*. Wydawnictwa Politechniki Częstochowskiej, Częstochowa 2004, ISBN 83-7193-237-5.
2. Minkina W., Bąbka R.: *Wpływ składowych błędów metody na błąd wskazania temperatury w oparciu o model pomiarowy kamery Thermo CAM PM 595*. V Konferencja Krajowa "Termografia i Termometria w Podczterwieni" – Ustroń 14-16 listopada 2002, s. 339-344.
3. Minkina W., Rutkowski P., Wild W.: *Podstawy pomiarów termowizyjnych, cz. I – istota termowizji i historia jej rozwoju, cz. II – współczesne rozwiązania systemów termowizyjnych, błędy metody*. Pomiary, Automatyka, Kontrola 46 (2000) Nr 1, cz. I s. 7 – 9, cz. II s. 11-14.
4. *Wyrażanie niepewności pomiaru. Przewodnik*. Główny Urząd Miar, Warszawa 1999, ISBN 83-906546-1-X (wydanie polskie opracowane przez J. Jaworskiego).
5. Skubis T.: *Opracowanie wyników pomiarów – przykłady*. Wydawnictwo Politechniki Śląskiej, Gliwice 2003, ISBN 83-7335-059-4.
6. Gajda J., Szyper M.: *Modelowanie i badania symulacyjne systemów pomiarowych*. Firma Jartek s.c. Kraków 1998, ISBN 83-909019-5-1.
7. Minkina W., Dudzik S., Bąbka R., Wild W.: *TermoLab – system analizy i wizualizacji obrazów termalnych rejestrowanych kamerami ThermoCam PM 575/595*. Informatyka Teoretyczna i Stosowana, 3 (2003) Nr 4, s. 99-114.
8. Toolkit IC2 Dig 16, Developers Guide 1.00 AGEMA 550/570 AFF (AGEMA File Format) file description; FILR Systems AB Publication number: 557344 version B.
9. Plucińska A., Pluciński E.: *Rachunek prawdopodobieństwa. Statystyka matematyczna. Procesy stochastyczne*. WNT, Warszawa 2000, ISBN 83-204-2519-0.

Recenzent: Prof. dr hab. inż. Tadeusz Skubis

Wpłynęło do Redakcji dnia 7 grudnia 2004

Abstract

The analysis of the measurement error by means thermovision system was conducted in papers [1, 2, 3]. In this paper they were presented results of simulations uncertainty analysis of temperature measurement model which is based on the uncertainty of measurement algorithm. For purposes of the analysis it was assumed:

1. The input quantities of measurement model are represented by random variables with assumed probability distributions. Those variables are called input variables.
2. The uncertainty of measurement algorithm is measure of spread of output variable around its expected value.
3. The expected value and uncertainty of input variables are modelled by parameters of probability distributions these variables – arithmetic mean and experimental standard deviation.
4. If the number of realisations of input quantities is big enough, the arithmetic mean and experimental standard deviation are unbiased estimators.

The simulation researches were conducted by means software developed in Division of Microprocessor Techniques, Automatic and Heat Measurements of the Technical University of Częstochowa. The software was created in MATLAB 6.5 environment. The built-in routines of MATLAB were used. By means of routines the input variables was generated. In the simulations two types of distributions was used: log-normal and uniform distributions. During the researches the components of uncertainty of measurement algorithm was obtained. The simulations also enabled to obtain the level of confidence of distribution parameters. Further the analysis of the influence of correlation coefficient of chosen input variables on the total uncertainty was conducted. The results of analysis were presented as graphs and tables.